

**Douglas Almonfrey**

***Uso da Constância de Cor na Robótica Móvel***

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Espírito Santo como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica – Automação.

Orientadores:

Orientadora: Dra. Raquel Frizera Vassallo

Co-orientador: Dr.rer.nat. Hans-Jörg Andreas Schneebeli

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO - UFES  
CENTRO TECNOLÓGICO  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Vitória - ES

22 de agosto de 2011

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)  
(Biblioteca Central da Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

---

A452u Almonfrey, Douglas, 1985-  
Uso da constância de cor na robótica móvel / Douglas  
Almonfrey. – 2011.  
204 f. : il.

Orientador: Raquel Frizera Vassallo.  
Coorientador: Hans-Jörg Andreas Schneebeli.  
Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade  
Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Processamento de imagens. 2. Navegação de robôs  
móveis. 3. Robótica. 4. Constância de cor. I. Vassallo, Raquel  
Frizera. II. Schneebeli, Hans Jorg Andreas. III. Universidade  
Federal do Espírito Santo. Centro Tecnológico. IV. Título.

CDU: 621.3

---

Dissertação sob o título “*Uso da Constância de Cor na Robótica Móvel*”, defendida por Douglas Almonfrey e aprovada em 21 de julho de 2011, em Vitória, Estado do Espírito Santo, pela banca examinadora constituída pelos professores:

---

Profa. Dra. Raquel Frizera Vassallo  
Universidade Federal do Espírito Santo  
Orientadora

---

Prof. Dr.rer.nat. Hans-Jörg Andreas Schneebeli  
Universidade Federal do Espírito Santo  
Co-orientador

---

Prof. Dr. Evandro Ottoni Teatini Salles  
Universidade Federal do Espírito Santo

---

Prof. Dr.-Ing. Marcelo Ricardo Stemmer  
Universidade Federal de Santa Catarina

# ***Dedicatória***

*Aos meus pais, Isidoro Almonfrey e Maria  
Goreth Covre Almonfrey.*



# *Agradecimentos*

No meu entendimento, todo trabalho é fruto de um esforço coletivo. Um simples ato de motivar, por exemplo, da pessoa que se senta ao seu lado e, muitas vezes, não tem nada a ver com seu trabalho, pode ser considerada uma grande contribuição. Graças a Deus, sendo Ele o primeiro a receber meus agradecimentos, por tudo que faz por mim, me dando saúde e força para arrancar as pedras do caminho, eu possuo muitas pessoas que se sentam ao meu lado, me motivam, me dão palpites e querem meu bem. Não teria como não citar alguns nomes, no entanto, nem todos estarão presentes aqui, obviamente por falta de espaço, o que não é mal, mas sim bom, por que é sinal da existência de muitos amigos.

Eu gostaria de agradecer aos eternos e incansáveis motivadores, meus pais, Isidoro e Goreth. É fato que, quando para nós tudo está ruim, eles conseguem num esforço sem limites te mostrar que está bom. Se você é feio, te fazem pensar que é bonito, se é burro, te fazem pensar que é inteligente. E às vezes funciona!!! Brincadeiras à parte, agradeço muito a eles por toda a força que me deram ao longo desses mais de 25 anos e, claro, 9 meses. Gostaria de agradecer a todos os meus familiares pela contribuição em forma de companhia, em especial minha irmã Isadora, tia Márcia e afilhado Gustavo, que são todos efetivamente como irmãos. Gostaria de agradecer minha amada Letícia, pela força nas horas difíceis, pela compreensão diante das horas extras de estudo e pela ternura, amor e carinho que me fazem esquecer os problemas.

Por último e não menos importante, quero agradecer a Raquel, minha orientadora na graduação e no mestrado, pela força, compreensão e competência nos ensinamentos e direcionamentos. Se escrever elogios é fácil, certamente é muito fácil escrever sobre a Raquel. Muito obrigado por tudo mesmo. Gostaria de agradecer também ao Hans, pela orientação e aulas de "filosofia da cor", que muito me ajudaram a entender e, como ele mesmo diz, burilar o conhecimento. A todos meus amigos do LAI, um muito obrigado pelas ajudas nos experimentos debaixo de forte sol e pouca reclamação. Gostaria de agradecer em especial ao Colombiano Mauricio Arias, que projetou e me ajudou a construir a estrutura do robô. Enfim, gostaria de agradecer a todos que estiveram envolvidos na realização deste trabalho, saibam que mais importante do que ter o nome escrito aqui é que vocês estão guardados na minha lembrança e no meu coração.

# Resumo

A cor capturada por uma câmera é função da iluminação da cena, das características reflexivas das superfícies presentes na cena, dos fotossensores presentes nos sistemas de visão e, principalmente, do processamento realizado no cérebro. Devido a este processamento realizado pelo cérebro, os seres humanos apresentam o chamado fenômeno da constância de cor: a cor de uma superfície é percebida como sendo a mesma, independentemente das condições de iluminação do ambiente. No entanto, a variação da iluminação implica na modificação do valor registrado para a cor da superfície capturada por um sistema de visão artificial. Na literatura, a obtenção de descritores da superfície que sejam independentes da iluminação é conhecido como problema de constância de cor. Uma solução para este problema é a obtenção das características reflexivas das superfícies separadas da informação de iluminação da cena. Uma outra abordagem para a solução desse problema é a obtenção das cores das superfícies sempre submetidas a uma mesma iluminação padrão, garantindo assim a constância das cores. Independentemente de qual abordagem seja escolhida, o problema de constância de cor é de difícil solução e a maioria das soluções existentes é aplicada somente em imagens sintetizadas por computador, enquanto outras apresentam desempenho limitado quando aplicadas em imagens reais de ambientes com iluminação variável e não controlada.

Devido à ausência do fenômeno da constância de cor nos sistemas de visão artificial, muitos sistemas automáticos evitam a utilização da informação de cor das imagens obtidas por meio desses sistemas. Além disso, a solução do problema de constância de cor é também objeto de interesse da indústria e comércio de fotografias. Neste contexto, este trabalho aborda a solução do problema de constância de cor por meio de um algoritmo baseado no método de correção de cor desenvolvido em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a). Este algoritmo converte as cores de uma cena capturada sob iluminação desconhecida, de forma que a cena aparente estar sempre sob a influência de uma iluminação padrão. Se a iluminação da cena é relativamente sempre a mesma, as cores da imagem da cena são aproximadamente constantes. Essa conversão entre iluminações é realizada por meio do conhecimento das cores de alguns pontos da cena sob influência da iluminação padrão.

Finalmente, o desempenho deste algoritmo de constância de cor é analisado aplicando-o a uma sequência de imagens de cenas sujeitas a variações abruptas de iluminação. Para auxiliar na análise, um algoritmo de *tracking* é utilizado para demonstrar a importância do algoritmo de constância de cor nas imagens dessas cenas. Além disso, um controlador servo-visual, empregado juntamente com o algoritmo de constância de cor, é utilizado para guiar um robô móvel na navegação por um ambiente externo sujeito à iluminação variável do sol. O algoritmo de constância de cor é aplicado também em imagens de um ambiente externo que apresenta variação de iluminação e uma discussão sobre a utilização desse algoritmo em tarefas de reconhecimento de lugares, assunto fundamental na localização de robôs, é realizada.

# *Abstract*

The color captured by a camera is function of the scene illumination, the reflective characteristics of the surfaces in the scene, the photosensors in the vision systems and mainly the processing made by the brain. Due to this processing performed by the brain, humans show the color constancy phenomenon: the color of a surface is perceived as the same regardless of the environment illumination conditions. However, the variation in the scene illumination implies a change in the color value of a surface registered by an artificial vision system. In the literature, defining surface descriptors that are independent of the illumination is known as color constancy problem. One solution to this problem is to obtain the reflective characteristics of the surfaces apart from the information of the scene illumination. Another approach to solve the color constancy problem is to convert the colors of the surfaces in the image so that the surfaces appear to be always under influence of the same standard illumination. Independently of the chosen approach, this is a hard problem to solve and most existing theories are applied only to synthesized images while others present a limited performance when applied to real images of environments under uncontrolled illumination.

Due to the absence of the color constancy phenomenon in artificial vision systems, many automatic systems avoid the use of color information obtained from images captured by these systems. Besides that, the solution of the color constancy problem is also desired by the consumer photography industry. In this context, this work addresses the solution of the color constancy problem using an algorithm based on the color correction method presented in (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a). This algorithm corrects colors of a scene captured under unknown illumination so that the scene appears to have been captured under the influence of a standard illumination. If the scene illumination is always the same, the colors of the images show color constancy. This conversion between illuminations is performed by knowing the colors of some points in the scene under the influence of the standard illumination.

Finally, we analyze the color constancy algorithm performance by applying it to a sequence of images of scenes subjected to abrupt illumination changes. Also a color based tracking is employed to show the importance of the color constancy algorithm in these scenes. Besides that, a color based visual-servo control working together with the color constancy algorithm is employed to guide a robot in an outdoor navigation task through an environment subjected to the variable illumination of the sun. The color constancy algorithm is also applied on images of an external environment that present illumination changes and the discussion of its utilization in place recognition, a fundamental task in robot localization, is made.

# *Sumário*

## **Lista de Figuras**

## **Lista de Tabelas**

## **Lista de Siglas e Abreviaturas**

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Motivação . . . . .	3
1.2	Trabalhos Relacionados . . . . .	5
1.3	Definição do Problema . . . . .	6
1.4	Metodologia . . . . .	6
1.5	Contribuições . . . . .	7
1.6	Estrutura do Texto . . . . .	8
<b>2</b>	<b>Teoria de Formação da Cor</b>	<b>9</b>
2.1	Visão Humana . . . . .	9
2.2	Formas de Representação da Cor . . . . .	12
2.2.1	Desenvolvimento dos Espaços de Cores . . . . .	12
2.2.2	Diferentes Espaços de Representação de Cores . . . . .	15
2.3	Modelo Para Radiação Emitida por uma Superfície . . . . .	18
2.4	Modelo para o Iluminante . . . . .	20
2.5	Modelo para Câmera . . . . .	23
2.6	Modelo para Cor da Imagem . . . . .	24

2.7	Modelo Linear de Dimensão Finita de Superfícies e Iluminações . . . . .	26
2.8	Equação da Constância de Cor . . . . .	27
<b>3</b>	<b>Correção de Cor por Pontos Conhecidos na Cena</b>	<b>31</b>
3.1	O Método . . . . .	31
3.2	Justificativa do Método e de sua Utilização . . . . .	32
3.3	Resultados Experimentais . . . . .	34
3.3.1	Casos de Testes com Imagens Geradas por Computador . . . . .	36
3.3.2	Casos de Testes com Imagens Reais . . . . .	44
	Correção das Cores de Imagens Capturadas por uma Câmera com a Cena sob Influência de Diferentes Iluminações . . . . .	44
	<i>Tracking</i> de Marcas Coloridas em Imagens com Iluminação Corrigida e Não Corrigida . . . . .	46
	Experimento 1 . . . . .	46
	Experimento 2 . . . . .	65
	Experimento 3 . . . . .	82
	Segmentação de marcas coloridas em imagens com cores corrigidas e não cor- rigidas . . . . .	96
	Experimento 4 . . . . .	96
3.3.3	Análise da Influência da Saturação . . . . .	101
3.3.4	Conclusão dos Experimentos . . . . .	106
<b>4</b>	<b>Navegação e Localização de Robôs em Ambientes com Iluminação não Controlada</b>	<b>107</b>
4.1	Controlador Servo-Visual . . . . .	108
4.2	Processamento de Imagens . . . . .	116
4.3	Resultados Experimentais . . . . .	116
4.3.1	Experimento 1 . . . . .	117
4.3.2	Experimento 2 . . . . .	144

4.3.3	Experimento 3 . . . . .	160
4.3.4	Experimento 4 . . . . .	164
4.3.5	Conclusão dos Experimentos . . . . .	172
<b>5</b>	<b>Conclusão</b>	<b>173</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>176</b>
	<b>Apêndice A – <i>camshift()</i> e o <i>Tracking</i></b>	<b>180</b>

# *Lista de Figuras*

2.1	Esquema do olho humano. . . . .	10
2.2	Sensibilidades espectrais dos cones (STOCKMAN; SHARPE, 2000). . . . .	11
2.3	(a) Funções de correspondência de cor CIE RGB. (b) Funções de correspondência de cor CIE XYZ. . . . .	14
2.4	Cubo do espaço de cores RGB. . . . .	16
2.5	Reflectâncias das placas 1, 5, 10, 15 e 20 da GretagMacbeth™ ColorChecker Rendition Chart. . . . .	18
2.6	GretagMacbeth™ ColorChecker Rendition Chart. . . . .	19
2.7	Iluminantes A e D65 padrões do CIE ( <a href="http://www.cie.co.at">http://www.cie.co.at</a> ). . . . .	20
2.8	Espectros de potência da iluminação do dia em diferentes horários e condições climáticas ( <a href="http://spectral.joensuu.fi">http://spectral.joensuu.fi</a> ). . . . .	21
2.9	Alguns iluminantes artificiais típicos ( <a href="http://spectral.joensuu.fi">http://spectral.joensuu.fi</a> ). . . . .	22
2.10	Resposta Espectral da Câmera SONY DXC930 (BARNARD; MARTIN; FUNT, 2002). . . . .	23
2.11	Exemplificação da Equação 2.11: A luz emitida $e(\lambda)$ é refletida pela superfície $r(\lambda)$ . Essa reflexão resulta no produto $r(\lambda)e(\lambda)$ . Por fim, os sensores captam a luz refletida pela superfície e fazem a integração do produto $s(\lambda)r(\lambda)e(\lambda)$ no intervalo de comprimentos de onda que os sensores respondem, resultando nas coordenadas no espaço de cor RGB, $(c_1, c_2, c_3)$ . . . . .	25
3.1	GretagMacbeth™ ColorChecker Rendition Chart. . . . .	35
3.2	GCRC submetida às iluminações (a) D65, (b) I, (c) H1, (d) H2, (e) H3, (f) FLD, (g) FBF e (h) FBM. . . . .	38
3.3	Erro normalizado entre as cores das placas da GCRC sob influência da iluminação CIE D65 e demais iluminações da Tabela 3.1. . . . .	40

3.4	Erro normalizado entre as cores das placas da GCRC sob iluminação CIE D65 e corrigida para CIE D65 com a cor de 1 placa conhecida previamente. . . . .	40
3.5	Erro normalizado entre as cores das placas da GCRC sob iluminação CIE D65 e corrigida para CIE D65 com a cor de 3 placas conhecidas previamente. . . . .	41
3.6	Erro normalizado entre as cores das placas da GCRC sob iluminação CIE D65 e corrigida para CIE D65 com a cor de 24 placas conhecidas previamente. . . . .	41
3.7	GCRC com iluminações convertidas para CIE D65 a partir das iluminações (a) I, (b) H1, (c) H2, (d) H3, (e) FLD, (f) FBF e (g) FBM. . . . .	43
3.8	Exemplo de imagem utilizada nos experimentos. . . . .	44
3.9	Imagens com iluminações (a) cinza, (c) vermelho, (e) verde e (g) azul e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65. . . . .	48
3.10	Histograma do canal H da região fixa nas imagens (a) não corrigida e (b) corrigida. . . . .	50
3.11	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 3.9(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 3.9(b). . . . .	51
3.12	Histogramas do canal H das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h). . . . .	53
3.13	Histogramas do canal S das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h). . . . .	54
3.14	Histogramas do canal V das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h). . . . .	55
3.15	Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 3.9(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 3.9(b). . . . .	56
3.16	Histogramas do canal R das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h). . . . .	57
3.17	Histogramas do canal G das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h). . . . .	58
3.18	Histogramas do canal B das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h). . . . .	59
3.19	Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	61



3.20	Coordenadas HSV não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	62
3.21	Coordenadas RGB corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	63
3.22	Coordenadas HSV corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	64
3.23	Imagens com iluminações (a) cinza, (c) vermelho,(e) verde e (g) azul e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65. . . . .	66
3.24	Histograma do canal H da região fixa nas imagens (a) não corrigida e (b) corrigida.	67
3.25	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 3.23(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 3.23(b). . . . .	68
3.26	Histogramas do canal H das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h). . . . .	69
3.27	Histogramas do canal S das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h). . . . .	70
3.28	Histogramas do canal V das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h). . . . .	71
3.29	Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 3.23(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 3.23(b). . . . .	73
3.30	Histogramas do canal R das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h). . . . .	74
3.31	Histogramas do canal G das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h). . . . .	75
3.32	Histogramas do canal B das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h). . . . .	76
3.33	Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	78
3.34	Coordenadas HSV não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	79

3.35	Coordenadas RGB corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	80
3.36	Coordenadas HSV corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	81
3.37	Imagens com iluminações (a) cinza, (c) azul, (e) verde e (g) vermelho e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65. . . . .	83
3.38	Histograma do canal H da região fixa nas imagens (a) não corrigida e (b) corrigida.	84
3.39	(a) Imagem submetida a uma iluminação de baixa intensidade luminosa e (b) imagem com iluminação corrigida para a iluminação canônica CIE D65. . . . .	84
3.40	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 3.37(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 3.37(b). . . . .	86
3.41	Histogramas do canal H das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h). . . . .	87
3.42	Histogramas do canal S das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h). . . . .	88
3.43	Histogramas do canal V das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h). . . . .	89
3.44	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 3.39(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 3.39(b). . . . .	90
3.45	Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 3.37(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 3.37(b). . . . .	91
3.46	Histogramas do canal R das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h). . . . .	92
3.47	Histogramas do canal G das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h). . . . .	93
3.48	Histogramas do canal B das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h). . . . .	94
3.49	Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 3.39(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 3.39(b). . . . .	95

3.50	Imagens com iluminações (a) cinza, (c) vermelho,(e) verde e (g) azul e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65. . . . .	97
3.51	Marcas coloridas segmentadas nas imagens (a) 3.50(a), (b) 3.50(b), (c) 3.50(c), (d) 3.50(d), (e) 3.50(e), (f) 3.50(f), (g) 3.50(g) e (h) 3.50(h). . . . .	98
3.52	Nova tentativa de segmentação das marcas coloridas das imagens (a) 3.50(a), (b) 3.50(b), (c) 3.50(c), (d) 3.50(d), (e) 3.50(e), (f) 3.50(f), (g) 3.50(g) e (h) 3.50(h). . . . .	100
3.53	Imagens com iluminações (a) cinza, (c) cinza (abertura da lente aumentada), (e) vermelho e (g) vermelho (abertura da lente aumentada) e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65. . . . .	102
3.54	Imagens com iluminações (a) verde, (c) verde (abertura da lente aumentada),(e) azul e (g) azul (abertura da lente aumentada) e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65. . . . .	103
3.55	Histogramas relativos ao canal H das imagens não corrigida das regiões limitadas pelos retângulos (a) rosa e (c) vermelho e histogramas relativos ao canal H das imagens corrigidas das regiões limitadas pelos retângulos (c) rosa e (d) vermelho. . . . .	104
3.56	Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	105
4.1	Coordenadas do robô e da câmera. . . . .	109
4.2	Comportamento do robô baseado nas posições dos vértices do retângulo na imagem . . . . .	110
4.3	(a) Tendência de movimento no sentido $Y_R$ positivo (b) Tendência de rotação no sentido $\omega_R$ negativo. . . . .	111
4.4	Tendência de movimentos combinados de translação e rotação. . . . .	111
4.5	Posições e orientações iniciais e finais (a) Figura 4.4(a) e (b) Figura 4.4(b) . . .	112
4.6	Projeção perspectiva de um ponto $P$ para a imagem. . . . .	113
4.7	Padrão utilizado para obter os quatro vértices de um retângulo. . . . .	116
4.8	Elementos utilizados para a realização dos experimentos de navegação. . . . .	117

4.9	Imagens sob iluminações (a) desconhecida e (b) corrigida para iluminação CIE D65. . . . .	118
4.10	Imagens sob efeito de uma iluminação desconhecida (esquerda) e suas respectivas imagens corrigidas para iluminação canônica CIE D65 (direita), ao longo do experimento. . . . .	121
4.11	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 4.9(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 4.9(b), todos relativos a marca superior verde do padrão. . . . .	122
4.12	Histogramas do canal H das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	123
4.13	Histogramas do canal S das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	124
4.14	Histogramas do canal V das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	125
4.15	Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 4.9(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 4.9(b), todos relativos a marca superior verde do padrão. . . . .	126
4.16	Histogramas do canal R das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	127
4.17	Histogramas do canal G das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	128

4.18	Histogramas do canal B das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	129
4.19	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 4.9(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 4.9(b), todos relativos a marca superior azul do padrão. .	130
4.20	Histogramas do canal H das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	131
4.21	Histogramas do canal S das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	132
4.22	Histogramas do canal V das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	133
4.23	Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 4.9(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 4.9(b), todos relativos a marca superior azul do padrão. .	134
4.24	Histogramas do canal R das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes na Figura 4.10(c). . . . .	135
4.25	Histogramas do canal G das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	136
4.26	Histogramas do canal B das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c). . . . .	137

4.27	Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	138
4.28	Coordenadas HSV não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	139
4.29	Coordenadas RGB corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	140
4.30	Coordenadas HSV corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	141
4.31	Erro de posição dos vértices (a) 1, (b) 2, (c) 3 e (d) 4 do retângulo na imagem. .	142
4.32	(a) Erro de posição do Pioneer em relação ao padrão, (b) erro de orientação do Pioneer em relação ao padrão, (c) variação da orientação do Pioneer, (d) variação da orientação do padrão e (e) caminho executado pelo Pioneer. . . .	143
4.33	Imagens sob iluminações (a) desconhecida e (b) corrigida para iluminação CIE D65. . . . .	144
4.34	Imagens sob efeito de uma iluminação desconhecida (esquerda) e suas respectivas imagens corrigidas para iluminação canônica CIE D65 (direita), ao longo do experimento. . . . .	146
4.35	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 4.33(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 4.33(b), todos relativos a marca inferior verde do padrão. .	147
4.36	Histogramas do canal H das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c). . . . .	148
4.37	Histogramas do canal S das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c). . . . .	149
4.38	Histogramas do canal V das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c). . . . .	150

4.39	Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 4.33(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 4.33(b), todos relativos a marca inferior verde do padrão.	151
4.40	Histogramas do canal R das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).	152
4.41	Histogramas do canal G das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).	153
4.42	Histogramas do canal B das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).	154
4.43	Imagens sob iluminações desconhecida (esquerda) e corrigida para iluminação CIE D65 (direita).	156
4.44	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V, relativos à marca superior verde da imagem não corrigida da Figura 4.43(a) e histogramas dos canais (b) H, (d) S e (f) V, relativos à marca superior verde da imagem corrigida da Figura 4.43(a).	157
4.45	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V, relativos à marca superior verde da imagem não corrigida da Figura 4.43(b) e histogramas dos canais (b) H, (d) S e (f) V, relativos à marca superior verde da imagem corrigida da Figura 4.43(b).	158
4.46	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V, relativos à marca inferior verde da imagem não corrigida da Figura 4.43(b) e histogramas dos canais (b) H, (d) S e (f) V, relativos à marca inferior verde da imagem corrigida da Figura 4.43(b).	159
4.47	Imagens sob iluminações desconhecida (esquerda) e (b) corrigida para iluminação CIE D65 (direita).	160
4.48	Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V, relativos à marca superior verde da imagem não corrigida da Figura 4.47 e histogramas dos canais (b) H, (d) S e (f) V, relativos à marca superior verde da imagem corrigida da Figura 4.47.	161
4.49	Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.	162

4.50	Coordenadas RGB corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação. . . . .	163
4.51	Imagens (a), (b) e (c) capturadas sob efeito de iluminação desconhecida e (d), (e) e (f) convertidas para a iluminação canônica D65. . . . .	165
4.52	Histogramas relativos ao canal R das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51. . . . .	166
4.53	Histogramas relativos ao canal G das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51. . . . .	167
4.54	Histogramas relativos ao canal B das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51. . . . .	167
4.55	Histogramas relativos ao canal H das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51. . . . .	168
4.56	Histogramas relativos ao canal S das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51. . . . .	169
4.57	Histogramas relativos ao canal V das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51. . . . .	169
4.58	Imagens das Figuras (a) 4.51(a), (b) 4.51(b) e (c) 4.51(c), (d) 4.51(d), (e) 4.51(e) e (f) 4.51(f) reduzidas para 8 cores utilizando o espaço de cores RGB. . . . .	171
4.59	Imagens das Figuras (a) 4.51(a), (b) 4.51(b) e (c) 4.51(c), (d) 4.51(d), (e) 4.51(e) e (f) 4.51(f) reduzidas para 8 cores utilizando o espaço de cores HSV. . . . .	171
A.1	Algoritmo mean-shift em execução. . . . .	180
A.2	(a) Imagem sobre a qual se realizará o <i>tracking</i> de objetos (b) Região que terá o histograma calculado (c) Imagem de probabilidade dos objetos que possuem histograma próximo ao calculado. . . . .	181
A.3	Ajuste de tamanho da janela de busca realizado pela <i>camshift()</i> . . . . .	182
A.4	Ajuste de tamanho da janela de busca realizado pela <i>camshift()</i> . . . . .	182



## *Lista de Tabelas*

3.1	Lista de iluminações e abreviações. . . . .	36
3.2	Representação de cores do histograma relativo ao canal H. . . . .	49
3.3	Intervalos relativos ao canal H utilizados no processo de segmentação. . . . .	96
3.4	Intervalos relativos ao canal H utilizados no processo de segmentação. . . . .	99
4.1	Profundidade de cor das imagens da Figura 4.51. . . . .	165

## *Lista de Siglas e Abreviaturas*

RGB	Red-Green-Blue
CCD	Charge-Coupled Device ou Dispositivo de Carga Acoplado
CIE	International Commission on Illumination
HSV	Hue-Saturation-Value
HSL	Hue-Saturation-Lightness
HSI	Hue-Saturation-Intensity
K	Kelvin
PCA	Principal Componente Analysis
OpenCV	Open Computer Vision Library
PID	<i>Proportional Integral Derivative</i> ou Proporcional Integral Derivativo

# *1 Introdução*

Os primeiros registros de estudo do fenômeno de percepção das cores são relativos ao filósofo grego Aristóteles. Contudo, este estudo permeou por diferentes épocas sendo ainda hoje objeto de bastante interesse. Aristóteles acreditava que a cor era uma característica dos objetos, assim como peso e textura. Ele também acreditava que o vermelho, o verde, o azul, o amarelo, o branco e o preto eram as cores básicas. Durante a Idade Média e Renascença, os artistas estudaram a teoria das cores principalmente baseados em aspectos psicológicos e culturais. O primeiro a se opor à teoria de Aristóteles foi Leonardo da Vinci, que afirmou que a cor não era uma propriedade dos objetos, mas sim da luz. Por fim, Newton realizou importantes estudos sobre a cor, analisando a decomposição da luz branca em diferentes cores, em seu famoso experimento utilizando um prisma.

Sabe-se atualmente que a cor não é uma característica dos objetos, mas sim função da iluminação, das características reflexivas dos objetos presentes na cena, dos fotossensores presentes nos sistemas de visão e, principalmente, do processamento realizado no cérebro humano. Um importante fenômeno presente nos seres humanos faz com que as cores sejam percebidas como constantes, independentemente da iluminação ambiente. É importante observar que, neste caso, a intensidade da iluminação deve permitir uma percepção razoável da informação de cor. Este fenômeno é referido na literatura como constância de cor e é o responsável pela atribuição, por parte dos seres humanos, de uma cor a um dado objeto. Sendo assim, a constância de cor permite qualificar a cor como um atributo do objeto ainda que, de fato, ela não seja. Vale a pena ressaltar que neste trabalho a cor também será tratada como um atributo dos objetos e superfícies presentes na cena analisada. Sem dúvida, o fato da cor ajudar no processo de distinção e comparação entre objetos aumenta o interesse por seu estudo. Contudo, se a percepção das cores dos objetos não se mantivesse relativamente constante e, geralmente, independente das condições de iluminação dos ambientes, o mundo seria muito mais confuso e a cor relativamente menos importante. No entanto, diferentemente do que ocorre nos seres humanos, sistemas de visão artificial não apresentam o fenômeno da constância de cor e as cores das imagens capturadas por esses dispositivos variam de acordo com a iluminação à qual a cena presente na imagem

está submetida.

A dependência da cor capturada pelos sistemas de visão artificial em relação à iluminação, fato que em geral não ocorre no sistema de visão humano, levou alguns estudiosos a pesquisar a função do cérebro no processo de formação da cor percebida pelos seres humanos e, consequentemente, seu relacionamento com a constância de cor. Edwin Herbert Land, um dos fundadores da corporação Polaroid, foi um dos primeiros cientistas a pesquisar o envolvimento do cérebro no processo de formação da cor percebida pelo ser humano. Ele obteve resultados importantes, revelando prováveis locais onde o processamento da cor e a constância de cor são realizados no cérebro. Land revelou também situações onde a constância de cor falha e desenvolveu um dos primeiros algoritmos de constância de cor (LAND, 1977).

Sistemas de visão, assim como para os seres humanos, podem ser muito importantes também para sistemas robóticos. A robótica tem sido extensivamente estudada nos últimos anos para tornar os robôs capazes de realizar diversas atividades e, com isso, grandes progressos foram alcançados (SQUYRES, 2005; HONDA, ; SPONG; HUTCHINSON; VIDYASAGAR, 2005; JONES; FLYNN; SEIGER, 1998). Uma importante vertente da robótica, a móvel, possui muitas aplicações onde o ambiente de navegação é pouco conhecido ou até mesmo desconhecido e, por esta razão, existe a necessidade da utilização de diversos sensores. Como a visão é uma das fontes mais ricas de informação, principalmente pela capacidade de fornecer dados como forma, cores e texturas, o emprego de câmeras e de visão computacional torna-se bastante interessante na navegação de robôs móveis. Por meio de sistemas de visão, pode-se realizar o *tracking* de objetos coloridos ou que possuam diferentes texturas, o cálculo de fluxo ótico para estimar movimentos na imagem, além de reconhecimento de diferentes objetos e ambientes por meio da análise de formas, cores e texturas.

Todavia, devido a ausência do fenômeno da constância de cor nos sistemas de visão artificial, a maioria das aplicações de robótica móvel, que fazem uso de informações extraídas das cores das imagens, tem sido desenvolvida para ambientes internos. Nesses ambientes, a iluminação é relativamente mais constante, de forma que as cores das imagens apresentam menor variação. Contudo, existem muitas aplicações de robótica móvel que devem ser realizadas em ambientes externos, que apresentam variação de iluminação. Portanto, é importante prover mecanismos de constância de cor para os sistemas de visão artificial, de forma que a cor, uma importante fonte de informação para os seres humanos, possa ser utilizada na robótica também em ambientes externos. Por serem menos estruturados que os ambientes internos, a informação de cor pode ser muito útil em tarefas de navegação e localização de robôs móveis em ambientes externos.

## 1.1 Motivação

Diversos são os trabalhos disponíveis na literatura onde sistemas de visão e a informação de cor das imagens capturadas por esses sistemas são fundamentais na navegação e tomadas de decisões de sistemas robóticos. Em (GAVA et al., 2007), um sistema de visão omnidirecional é utilizado sobre um robô líder com a finalidade de rastrear a posição de robôs seguidores, por meio de *tracking* de cores, e coordenar a formação da equipe. O trabalho desenvolvido em (DALFIOR; VASSALO, 2009) utiliza um sistema de visão perspectivo fixo para rastrear a posição de dois robôs, também por meio de *tracking* de cores, e coordenar os movimentos desses robôs na tarefa de empurrar uma caixa. Em (ALMONFREY; VASSALO, 2009), um controlador servo-visual, realimentado pela posição de quatro marcas coloridas em uma imagem perspectiva, é utilizado para controlar os movimentos de um robô diferencial. Em (SUNG-KEE KIM MUNSANG, 2004), um método de mapeamento e localização em ambientes internos é desenvolvido por meio do emprego de um sistema de visão estéreo. Características como profundidade e cor são empregadas. Em (PSZCZÓŁKOWSKI; SOTO, 2007), um sistema para identificação de pessoas em um ambiente interno é desenvolvido. Por meio da segmentação de objetos de interesse utilizando um algoritmo de crescimento de regiões, da segmentação da cor da pele humana e um classificador probabilístico, a cor da pele humana é detectada com um considerável percentual de acerto. Em (SONG; NEVATIA, 2004), um sistema de *tracking* de pessoas em ambientes internos é desenvolvido por meio da junção do *tracking* de cores da face e do corpo, que são realizados separadamente. Em (RAMPINELLI; REINAN; FERREIRA, 2008), um sistema de visão de topo em um ambiente interno é utilizado para obter a angulação entre cada junção de um robô móvel tipo carro articulado. O *tracking* de cores de marcas coloridas, localizadas sobre os componentes do carro articulado, é utilizado para obter o ângulo entre os componentes. Contudo, os trabalhos mencionados e a maioria dos trabalhos disponíveis na literatura, que utilizam a informação de cor das imagens, foram desenvolvidos para ambientes onde a iluminação é controlada e aproximadamente constante. A existência de um número menor de trabalhos para ambientes com iluminação não controlada está relacionada com o problema de constância de cor. Este problema é de difícil resolução e tem sido um grande desafio em muitas aplicações de robótica.

Na literatura, a obtenção de descritores das superfícies presentes nas imagens capturadas pelos sistemas de visão artificial, que sejam independentes da iluminação à qual as superfícies estão submetidas, é conhecida como problema de constância de cor. Uma solução para este problema é a obtenção das características reflexivas das superfícies separadas da informação de iluminação a qual elas estão submetidas. Uma outra abordagem para a solução desse problema

é a obtenção das cores das superfícies como se estivessem sempre submetidas a uma mesma iluminação padrão, garantindo assim, aproximadamente, a constância nas cores das imagens dessas superfícies. É importante mencionar que "obter as cores das superfícies" e "capturar a imagem onde constem as cores dessas superfícies" são expressões utilizadas indistintamente ao longo deste trabalho. Devido a sistemas de compensação psico-físicos, a visão humana apresenta o fenômeno de constância de cor e as cores das superfícies podem ser percebidas como sendo as mesmas independentemente da iluminação ambiente. Pode-se observar facilmente este fenômeno quando uma superfície é iluminada pelo sol em diferentes etapas do dia como, por exemplo, ao meio-dia e ao entardecer. Nessas situações, uma superfície com a cor branca tende a se tornar mais avermelhada ao entardecer, pois a iluminação natural torna-se avermelhada nesta parte do dia. Contudo, na maioria das situações, o ser humano é capaz de distinguir a cor de uma superfície independentemente da iluminação. Em contrapartida, conforme mencionado anteriormente, sistemas de visão artificial não possuem o fenômeno da constância de cor e a iluminação no momento da captura de uma imagem influencia nas cores das superfícies presentes na imagem (FORSYTH, 1990; FORSYTH; PONCE, 2003).

Segundo (BULUSWAR, 2002), a iluminação natural depende de fatores como o ângulo do sol, existência ou não de nuvens e condições do clima. Como a imagem capturada pelas câmeras depende tanto da cor da superfície como da cor da iluminação, esta última tem papel fundamental na cor capturada pela câmera (FORSYTH, 1990; FORSYTH; PONCE, 2003; KONZEN; SCHNEEBELI, 2007b). Como a cor das imagens capturadas em ambientes externos é dependente da iluminação natural, aplicações para robótica móvel em ambientes externos com o emprego de visão computacional são menos frequentes que para ambientes internos. Aplicações em ambientes externos geralmente fazem uso de sensores como laser e ultrassom, conforme verificado em (GUIVANT; NEBOT; BAIKER, 2000; RATNER; MCKERROW, 2003), que, diferentemente das câmeras, possuem respostas independentes da iluminação.

Portanto, o interesse de que robôs móveis sejam cada vez mais capazes de realizar atividades em ambientes externos com menores restrições possíveis, a importância do emprego de informações extraídas das cores das imagens para a realização de tais atividades e a dificuldade de utilização dessas informações em aplicações em ambientes externos, devido à ausência do fenômeno da constância de cor nos sistemas de visão artificial, são as motivações para a realização deste trabalho.

## 1.2 Trabalhos Relacionados

O problema de constância de cor, segundo (BARNARD; CARDEI; FUNT, 2002), pode ser dividido em duas etapas. Primeiro são estimados os parâmetros da iluminação da cena. Em seguida, esses parâmetros são utilizados para obter uma representação da imagem independente da iluminação. Desta forma, duas imagens de uma mesma superfície, mesmo quando submetidas a diferentes iluminações, poderiam possuir semelhantes representações em um dado espaço de cor como, por exemplo, o RGB. Neste caso, um sistema utilizando visão artificial poderia afirmar que as superfícies presentes nas duas imagens é a mesma, pois seus pontos na imagem possuem representações de cores RGB muito semelhantes. Representações de imagens independentes da iluminação viabilizam o processo de *tracking* de cores e classificação e localização de ambientes baseados em características extraídas da informação de cor, mesmo quando em ambientes com iluminação variável.

Contudo, o problema de estimar os parâmetros de iluminação da cena, etapa fundamental na solução do problema de constância de cor, é de difícil resolução e por isso a constância de cor tem sido extensivamente estudada. Em (BARNARD; CARDEI; FUNT, 2002), é feita uma comparação entre os algoritmos computacionais clássicos que tratam o problema de constância de cor. Vários algoritmos são implementados e testados. Um banco de imagens e dados de superfícies e iluminantes, criado exclusivamente para estudo do problema de constância de cor em (BARNARD; MARTIN; FUNT, 2002), é empregado nos testes. Em (HORDLEY; FINLAYSON, 2004), é feita uma reavaliação de alguns algoritmos que tratam o problema de constância de cor. Em (FORSYTH, 1990), é realizado o desenvolvimento da chamada equação da constância de cor, que será posteriormente abordada neste trabalho. Em (FINLAYSON; HORDLEY; HUBEL, 2001), o trabalho é centrado no estudo da probabilidade de um iluminante, dentre um grupo de iluminantes pré-definidos, ser o iluminante da imagem da cena sob iluminação desconhecida. É feita uma correlação entre as possíveis cores geradas por cada iluminante e as cores da imagem da cena sob iluminação desconhecida. O resultado dessa correlação é utilizado para selecionar o iluminante da cena. Em (FINLAYSON; SCHAEFER, 2001) e (SCHAEFER; HORDLEY; FINLAYSON, 2005), é realizada a junção entre os métodos de constância de cor estatísticos e físicos, que utilizam informações da imagem como interreflexões e especularidades, de forma a obter um procedimento de constância de cor robusto e que apresente as vantagens de ambos os métodos. Em (FINLAYSON; HORDLEY; TASTL, 2003), utiliza-se como base o mapeamento *Gamut*, que determina o conjunto de transformações diagonais que levam os dados das cores da imagem da cena sob iluminação desconhecida para um *Gamut* de cores conhecidas capturadas sob um iluminante conhecido. Singularidades do problema do

mapeamento *Gamut* são abordadas de maneira a garantir que sempre se encontre um iluminante conhecido válido. Em (EBNER, 2006), são utilizados os conceitos de programação genética e programação paralela para estimar o iluminante da imagem localmente para cada píxel. Obtidos os iluminantes para cada píxel, pode-se estimar as características das superfícies cobertas por esses píxeis que são independentes da iluminação. Por fim, (EBNER, 2007) dedica um livro inteiro ao estudo do problema de constância de cor.

### 1.3 Definição do Problema

Este trabalho tem como objetivo geral implementar a constância de cor em um sistema de visão artificial. Como objetivo específico, tem-se o uso de informações extraídas das cores das imagens capturadas por esses sistemas, na navegação de robôs móveis em ambientes externos.

Neste contexto, será desenvolvido um método de constância de cor, baseado em uma técnica de correção de cor, onde se considera o conhecimento prévio das cores de alguns pontos da cena quando submetidos a uma iluminação padrão. Desta forma, pode-se gerar uma matriz de correção de cor, de forma a corrigir as cores da imagem para que a cena aparente estar sempre sob influência da iluminação padrão. Se os objetos presentes na cena aparentam estar sempre sob influência de uma mesma iluminação, as cores dos objetos na imagem são aproximadamente constantes. Sendo assim, devido ao procedimento de constância de cor, uma série de aplicações de robótica feitas para ambientes internos podem também ser aplicadas em ambientes externos.

Neste trabalho, o método de constância de cor será analisado quando aplicado em imagens reais de cenas submetidas à variações abruptas de iluminação e será empregado na navegação de robôs em ambientes externos.

### 1.4 Metodologia

Considerando-se a complexidade da solução do problema de constância de cor, é grande a quantidade de abordagens propostas na literatura. Todavia, grande parte das soluções propostas são casos particulares do problema de constância de cor, não sendo possível identificar ainda uma solução geral para o problema. Em muitas das soluções propostas, conforme exposto em (EBNER, 2007), são necessárias suposições e simplificações sobre a cena a qual se deseja estimar os parâmetros da iluminação. Essas suposições e simplificações podem ser: a existência de uma superfície branca na imagem que reflete toda luz incidente; que na média a cor do mundo é cinza ou, ainda, que a iluminação pode ser aproximada por um iluminante conhecido.



Neste trabalho, o problema de constância de cor será tratado também de maneira específica. A abordagem utilizada é baseada na técnica desenvolvida em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007b), que realiza a correção de cor por meio do conhecimento da cor de pontos presentes na cena. Nesta abordagem, determina-se as cores de um ambiente em condições desconhecidas de iluminação, em relação a uma iluminação padrão, mediante o conhecimento prévio da cor de uma ou mais superfícies deste ambiente submetidas a esta iluminação padrão. Este é um subproblema do problema de constância de cor, o qual não prevê o conhecimento de algumas superfícies da cena. Desta forma, conhecendo-se as cores de superfícies submetidas a uma iluminação padrão e a uma iluminação desconhecida, pode-se gerar uma transformação para corrigir as cores de todos os pontos da imagem submetida a essa iluminação desconhecida. Sendo assim, pode-se obter a imagem como se a cena tivesse sido capturada sob influência da iluminação padrão. Esse procedimento garante a estabilidade das cores, pois as cores da imagem representam uma cena que aparenta estar sempre submetida a uma mesma iluminação.

Para analisar o procedimento de constância de cor, serão realizados alguns casos de teste com imagens com cores sintetizadas computacionalmente e imagens reais submetidas a diferentes tipos de iluminações. Em seguida, o controlador servo-visual utilizado em (VASSALLO, 2004) e (ALMONFREY; VASSALO, 2009) será adaptado para utilizar o procedimento de constância de cor e navegar em um ambiente externo com iluminação não controlada. Por fim, serão analisadas características extraídas da informação de cor de imagens de um ambiente submetido a diferentes iluminações ao longo do dia. Uma comparação entre essas características antes e depois da aplicação do método de constância de cor será realizada.

## 1.5 Contribuições

Como principais contribuições deste trabalho, podem ser destacadas:

- Implementação de um método de constância de cor, baseado no método de correção de cor desenvolvido em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a), e análise deste método por meio de casos de teste em ambientes com variações abruptas de iluminação.
- Adaptação do procedimento de constância de cor para ser utilizado no controlador servo-visual desenvolvido em (ALMONFREY; VASSALO, 2009), de forma a permitir a navegação de um robô móvel por um ambiente com iluminação variável.
- Análise da utilização do método de constância de cor em classificadores de ambientes externos, que são fundamentais na execução de tarefas de localização de robôs móveis.

- Desenvolvimento de aplicações independentes da realização da caracterização<sup>1</sup> ou qualquer outro processo de calibração da câmera utilizada.

Vale ressaltar que a maioria dos procedimentos de constância de cor desenvolvidos, incluindo o desenvolvido em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a), foram pouco testados em ambientes externos, principalmente quando aplicados na navegação de robôs móveis.

## 1.6 Estrutura do Texto

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

- No Capítulo 2, serão apresentados os conceitos relativos à teoria da formação da cor necessários para o entendimento do método de correção de cor por pontos conhecidos na cena. Primeiro, a visão humana será brevemente discutida e, em seguida, serão apresentadas as formas de representação de cor utilizadas neste trabalho. Posteriormente, serão apresentados os modelos matemáticos utilizados para representar superfícies, iluminações, câmera e cor da imagem. Por fim, será utilizado o modelo linear de dimensão finita para superfícies e iluminações, para demonstrar o desenvolvimento da equação de constância de cor conforme apresentado em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a).
- No Capítulo 3, será apresentado o método de constância de cor conhecido por correção de cor por pontos conhecidos na cena. Serão analisados casos de teste com imagens sintetizadas por computador e imagens reais. A robustez do método de constância de cor será analisada por meio do *tracking* e segmentação de marcas coloridas submetidas a diferentes iluminações.
- No Capítulo 4, será discutida a navegação e localização de robôs em ambientes com iluminação variável. O controlador servo-visual empregado será brevemente apresentado. Em seguida, os resultados da aplicação do procedimento de constância de cor ao controlador servo-visual serão discutidos. Por último, será efetuada uma análise das características extraídas da informação de cor, de imagens de um ambiente capturadas em diferentes horas do dia. Uma comparação entre essas características antes e depois da aplicação do procedimento de correção de cor será realizada.
- E finalmente, no Capítulo 5, são apresentadas as conclusões e as propostas de trabalhos futuros.

---

<sup>1</sup>Caracterização é o processo de identificação das respostas espectrais dos sensores de uma câmera.

## ***2 Teoria de Formação da Cor***

A percepção de cor é o resultado da interação entre o estímulo físico, radiação na região visível do espectro, normalmente referenciada como luz, e receptores capazes de sentir essa radiação. Newton, em seus trabalhos, ressaltou que um raio luminoso não possui cor, mas sim energia, em forma de um espectro de potência, capaz de produzir a sensação de cor em um determinado receptor (SHARMA, 2002). Além disso, a cor percebida de um raio luminoso depende das características físicas do receptor, de forma que, um mesmo raio de luz pode apresentar cores diferentes em diferentes receptores. Nos seres humanos, os sistemas neurais e o cérebro são responsáveis por transmitir e traduzir, respectivamente, as informações capturadas pelo olho em forma de radiação luminosa. As câmeras digitais possuem esquemas semelhantes aos da visão humana, onde o CCD tem o papel de registrar eletronicamente a informação de cor da radiação incidente nas lentes da câmera.

Neste capítulo, serão abordados os conceitos básicos do processo de formação da cor. Primeiro, uma breve discussão sobre o sistema de visão humana será realizada e, em seguida, serão apresentadas formas de representação da cor. Posteriormente, serão discutidos os modelos matemáticos para radiação emitida pelas superfícies, cor dos iluminantes, câmera e cor da imagem. Por fim, será apresentado o modelo linear de dimensão finita para superfícies e iluminações, empregado na demonstração do desenvolvimento da chamada equação da constância de cor apresentada em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a).

### **2.1 Visão Humana**

A visão humana é um poderoso sistema capaz de prover ao ser humano uma percepção tri-dimensional do ambiente a sua volta e uma invariância na percepção de cores de objetos sob uma extensa faixa de intensidades e espectros de iluminações (EBNER, 2007; KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a). A luz capturada pelos olhos é transmitida ao cérebro pelos sistemas neurais. O cérebro, por sua vez, realiza a maior parte do processamento da informação contida na luz capturada pelos olhos. A forma como este processamento é realizado é de certa forma

ainda desconhecida, contudo, é este processamento que garante ao ser humano a capacidade de reconhecer objetos como possuindo a mesma cor, independentemente da iluminação a qual esses objetos estão submetidos. Esse fenômeno é conhecido como constância de cor (*color constancy*) (SHARMA, 2002). Além disso, o processamento realizado pelo cérebro garante ao ser humano a chamada constância de luminosidade (*lightness constancy*), que é a capacidade de reconhecer se uma superfície é branca, cinza ou preta, independentemente da intensidade da iluminação (FORSYTH; PONCE, 2003). É importante ressaltar que a intensidade da iluminação deve estar entre os valores mínimo e máximo necessários para uma correta operação dos sensores presentes no olho humano. Adaptação cromática (*chromatic adaptation*) é o termo utilizado para descrever as mudanças no sistema visual que relatam esses dois fenômenos psicofísicos (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a).

Os raios luminosos que chegam ao olho humano são focados pela córnea e pelas lentes do olho para formar a imagem do objeto na retina, localizada na parte posterior do olho, conforme mostra a Figura 2.1. Existem dois tipos de fotossensores na retina humana: bastonetes (*rods*) e *cones*. Os bastonetes, sensores altamente sensíveis à luz, são responsáveis pela visão com baixa intensidade luminosa, chamada de visão escotópica (*scotopic*). Nesses níveis de luminosidade, apenas tons de cinza são vistos e nenhuma cor é percebida. Em níveis de luminosidade comuns em aplicações de visão computacional, os bastonetes tornam-se saturados e apenas os *cones* contribuem para a visão. Visão fotópica (*photopic*) é o termo utilizado para este caso. À medida que se passa da visão fotópica para a escotópica, por meio da diminuição da intensidade luminosa, tem-se a visão mesópica (*mesopic*). Neste caso, ambos os sensores contribuem para a visão (SHARMA, 2002).

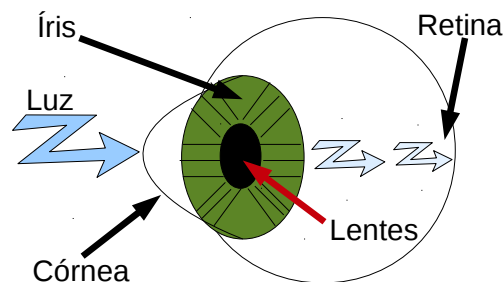


Figura 2.1: Esquema do olho humano.

Existem 3 tipos de cones:  $S^1$  (*short*),  $M^2$  (*medium*) e  $L^3$  (*long*), que são sensíveis aos comprimentos de onda curto, médio e longo, respectivamente. Sob condições de visão fixas, a resposta

<sup>1</sup> Cone responsável pelo reconhecimento das cores próximas ao tom de azul.

<sup>2</sup> Cone responsável pelo reconhecimento das cores próximas ao tom de verde.

<sup>3</sup> Cone responsável pelo reconhecimento das cores próximas ao tom de vermelho.

dos cones podem ser modeladas por um sistema linear, conforme mostra a Equação 2.1, definido pelas sensibilidades espectrais dos cones (SHARMA, 2002).

$$c_k = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s_k(\lambda) l(\lambda) d\lambda, \quad k = 1, \dots, 3, \quad (2.1)$$

sendo  $c_k$  e  $s_k(\lambda)$  a resposta e a sensibilidade espectral do  $k$ -ésimo tipo de cone, respectivamente,  $l(\lambda)$  o espectro de potência da luz que chega ao olho humano e  $[\lambda_1, \lambda_2]$  o intervalo contínuo de comprimento de onda no qual a sensibilidade da visão humana é significativa. Esse intervalo normalmente está compreendido entre 360 nm e 830 nm.

As curvas com as sensibilidades espectrais dos cones são exibidas na Figura 2.2. É importante mencionar que algumas pessoas, principalmente homens, possuem uma perturbação visual chamada daltonismo, apresentando curvas de sensibilidades diferentes das presentes na Figura 2.2 e, conseqüentemente, dificuldades para perceber todas ou algumas cores.

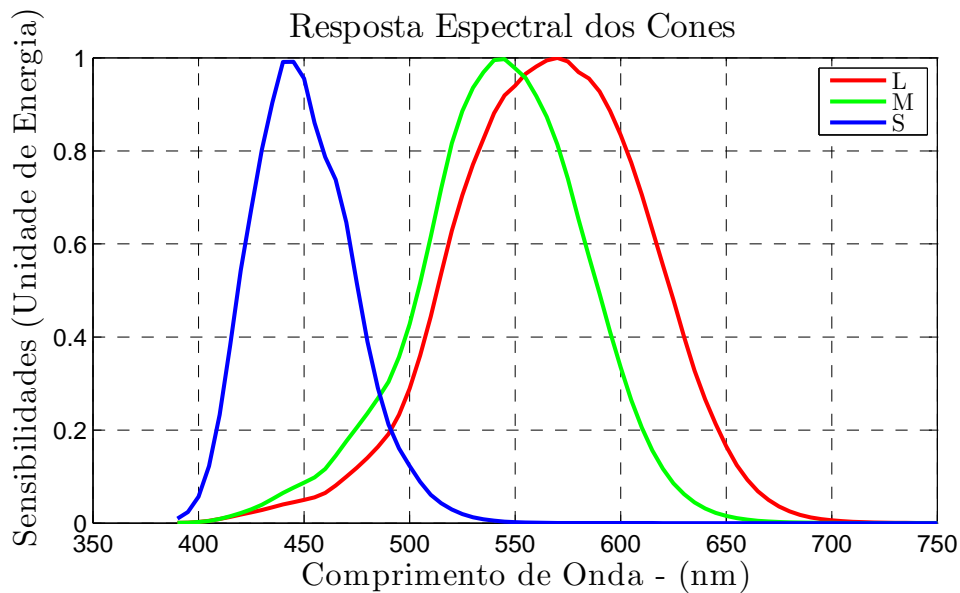


Figura 2.2: Sensibilidades espectrais dos cones (STOCKMAN; SHARPE, 2000).

A luz que chega ao olho humano,  $l(\lambda)$ , pode ser a luz de uma fonte luminosa ou o resultado da adição dessa luz com sua reflexão nos objetos presentes no mundo. Desta forma, o modelo da Equação 2.1 demonstra que os raios luminosos capturados pelos sensores presentes no olho humano dependem diretamente da fonte de iluminação. Por isso, o fenômeno da constância de cor é uma característica notável dos seres humanos e de difícil entendimento. Vale ressaltar que a constância de cor dos seres humanos nem sempre funciona. Isso pode ser notado em situações cotidianas, onde, por exemplo, a cor azul escura pode ser facilmente confundida com

a cor preta, dependendo da iluminação a qual está submetida (EBNER, 2007).

## 2.2 Formas de Representação da Cor

A cor é uma característica subjetiva do observador, sendo diretamente dependente das curvas de sensibilidades dos fotossensores presentes na retina humana, conforme a Equação 2.1. Entretanto, um padrão mais adequado que o da Equação 2.1 é necessário para se representar, reproduzir, transferir e armazenar a cor presente nas imagens capturadas por dispositivos digitais.

Na indústria e comércio de fotografias, é muito importante que a cor capturada por câmeras digitais, *scanners*, e outros dispositivos de aquisição de imagem, seja reproduzida com fidelidade por monitores, quadros de fotos LCD e impressoras, por exemplo. Para isso, é necessário um padrão de representação das cores de forma que os dispositivos de aquisição de imagens representem as cores no mesmo padrão utilizado pelos dispositivos de exibição de imagens. Vários são os padrões de representação de cores, conhecidos também como espaços de representação de cores, já desenvolvidos e disponíveis para utilização. Os espaços de cores mais populares são o RGB e CIE XYZ, sendo este último regulamentado pelo CIE, que é a autoridade internacional para assuntos relacionados a luz, iluminação, cor e espaço de cores. Existem ainda espaços de cores para padronizar transferência de imagens pela internet como, por exemplo, o sRGB. A existência desse padrão de transferência de imagens evita a necessidade de se adicionar informação às imagens que circulam pela internet, informando em qual espaço de cor elas estão representadas.

### 2.2.1 Desenvolvimento dos Espaços de Cores

O desenvolvimento de um espaço de cor está diretamente relacionado com o princípio da tricromacia e a lei de Grassman. O princípio da tricromacia afirma que apenas três fontes luminosas primárias são necessárias para a síntese de uma luz de teste qualquer. Entretanto, isso é válido apenas se essas fontes luminosas primárias forem independentes, ou seja, uma não pode ser obtida em função das outras duas, e a adição e subtração entre elas for permitida. O princípio da tricromacia é baseado em estudos genéticos que afirmam que o olho humano consegue reproduzir as cores de todas as fontes luminosas visíveis respondendo principalmente a três cores distintas (FORSYTH; PONCE, 2003). A lei de Grassman, por sua vez, formaliza que a adição e subtração entre essas fontes luminosas pode ser aproximada com muita precisão por um sistema linear e que uma fonte luminosa arbitrária pode ser aproximada por uma

combinação linear única entre essas luzes primárias (FORSYTH; PONCE, 2003). A subtração entre fontes luminosas, apesar de ser matematicamente possível, não é fisicamente realizável, e quando se usa fontes luminosas primárias reais pode não ser possível representar algumas fontes luminosas em função dessas luzes primárias.

Baseado no princípio da tricromacia e na lei de Grassman, existe um mecanismo natural para se representar a cor de uma fonte luminosa arbitrária em um dado espaço de cor, conforme apresentado em (FORSYTH; PONCE, 2003). Primeiro, escolhe-se três fontes luminosas primárias,  $P_1$ ,  $P_2$  e  $P_3$ . São essas luzes primárias que definem o espaço de cor. Por exemplo, existem diversos espaços de cores RGB em que as primárias escolhidas são diferentes, mas continuam possuindo potência significativa nos comprimentos de onda que geram a percepção das cores vermelho, verde e azul. Em seguida, conforme a Equação 2.2, monta-se um sistema linear onde uma fonte luminosa  $u(\lambda)$ , que possui potência unitária em cada comprimento de onda dentro de um intervalo  $[\lambda_1, \lambda_n]$ , seja a combinação linear dessas três fontes luminosas primárias.

$$u(\lambda) = f_1(\lambda)P_3 + f_2(\lambda)P_2 + f_3(\lambda)P_1, \quad (2.2)$$

onde  $f_1(\lambda)$ ,  $f_2(\lambda)$  e  $f_3(\lambda)$  são os pesos necessários, em cada comprimento de onda do intervalo contínuo  $[\lambda_1, \lambda_n]$ , para se compor  $u(\lambda)$  a partir das fontes luminosas  $P_1$ ,  $P_2$  e  $P_3$ . Esses pesos podem ser entendidos como ajustes de intensidade das fontes luminosas  $P_1$ ,  $P_2$  e  $P_3$ .

Os pesos  $f_1(\lambda)$ ,  $f_2(\lambda)$  e  $f_3(\lambda)$  são obtidos em experimentos onde pergunta-se para diferentes observadores quais os pesos necessários para se compor  $u(\lambda)$ , em cada comprimento de onda do intervalo  $[\lambda_1, \lambda_n]$ , a partir das fontes luminosas primárias  $P_1$ ,  $P_2$  e  $P_3$ . Muitas vezes, não se consegue compor algumas fontes luminosas a partir das luzes primárias, pois seriam necessários pesos negativos, o que não é fisicamente possível. Geralmente, neste caso, se adiciona a luz primária que possuiria peso negativo à  $u(\lambda)$ , ao invés de se adicionar as outras primárias. Isso é fisicamente possível e é equivalente matematicamente a se atribuir um peso negativo à luz primária.

Neste experimento, desconsiderando-se observadores com disfunções genéticas, como o daltonismo, os pesos  $f_1(\lambda)$ ,  $f_2(\lambda)$  e  $f_3(\lambda)$  escolhidos pelos observadores, em cada comprimento de onda, possuem valores muito próximos, confirmando assim a lei de Grassman. A média para cada conjunto de pesos escolhidos por todos os observadores pode determinar o valor final de  $f_1(\lambda)$ ,  $f_2(\lambda)$  e  $f_3(\lambda)$ . Esse experimento é normalmente referido como experimento de correspondência de cor (*color matching experiment*). Quando se realiza esse experimento para todos os comprimentos de onda do intervalo  $[\lambda_1, \lambda_n]$ , constrói-se um conjunto de funções  $f_1(\lambda)$ ,  $f_2(\lambda)$  e  $f_3(\lambda)$ , que são referenciadas na literatura como funções de correspondência de

cor (CMFs) (*color matching functions*). É importante observar que o intervalo  $[\lambda_1, \lambda_n]$  é contínuo, contudo, para que o experimento de correspondência de cor seja realizável na prática, esse intervalo é discretizado. A Figura 2.3 exibe as CMFs para as fontes luminosas primárias dos sistemas de representação de cor CIE RGB e CIE XYZ, ambos regulamentados pelo CIE. O sistema CIE RGB possui fontes luminosas primárias monocromáticas<sup>4</sup> reais, localizadas nos comprimentos de onda 645 nm (vermelho), 526 nm (verde) e 444 nm (azul). Como as luzes primárias do CIE RGB são reais, para reconstruir uma fonte de luz qualquer com esse sistema podem ser necessários pesos negativos, conforme exibido pela Figura 2.3(a). As CMFs do sistema CIE XYZ são obtidas por meio de uma transformação das CMFs do sistema CIE RGB, de maneira que não existam pesos negativos (Figura 2.3(b)) e que a coordenada Y do espaço CIE XYZ represente a luminância<sup>5</sup> do espectro de potência com coordenadas X, Y e Z. Entretanto, como consequência dessa restrição, o CIE XYZ não possui fontes luminosas primárias reais, não sendo possível representar uma cor fisicamente por meio desse sistema. O CIE XYZ foi desenvolvido apenas para representar as cores matematicamente, facilitando os cálculos em operações envolvendo cores devido ao fato de suas CMFs não possuírem pesos negativos.

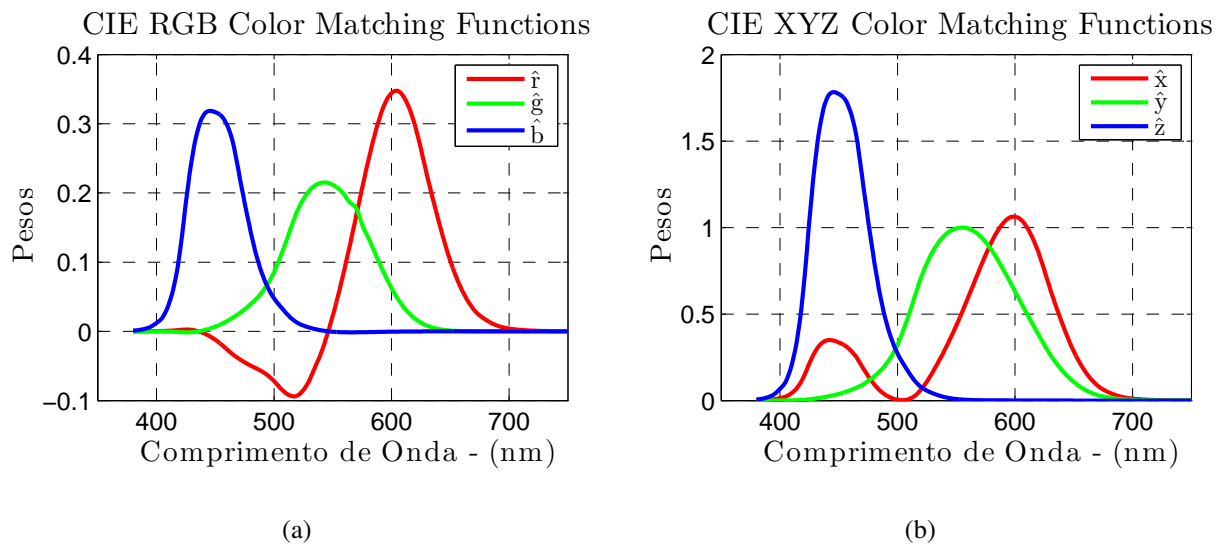


Figura 2.3: (a) Funções de correspondência de cor CIE RGB. (b) Funções de correspondência de cor CIE XYZ.

Dado que se deseja agora representar uma fonte luminosa  $l(\lambda)$  arbitrária, considere que  $l(\lambda)$  seja a soma de diferentes fontes luminosas monocromáticas com intensidades diferentes. Considere ainda que uma dessas luzes monocromáticas,  $l(\lambda_1)$ , possa ser representada em função

<sup>4</sup>Fontes luminosas monocromáticas são aquelas que possuem potência significativa em apenas um comprimento de onda.

<sup>5</sup>Luminância é a medida fotométrica para intensidade da luz, por unidade de área, que navega em uma dada direção.



dos pesos utilizados para representar  $u(\lambda)$ , no comprimento de onda específico,  $\lambda_1$ , conforme a Equação 2.3. É importante lembrar que  $u(\lambda)$  é uma fonte luminosa com potência unitária em todos os comprimentos de onda, logo  $u(\lambda_1) = 1$ .

$$l(\lambda_1)u(\lambda_1) = l(\lambda_1) = l(\lambda_1)f_1(\lambda_1)P_3 + l(\lambda_1)f_2(\lambda_1)P_2 + l(\lambda_1)f_3(\lambda_1)P_1. \quad (2.3)$$

Para se obter os pesos necessários para se representar a fonte luminosa  $l(\lambda)$  em função das três fontes luminosas primárias, segundo a lei de Grassman, deve-se somar os pesos utilizados para representar todas as suas componentes no intervalo  $[\lambda_1, \lambda_n]$ , conforme mostra a Equação 2.4.

$$\begin{aligned} l(\lambda) &= w_1P_1 + w_2P_2 + w_3P_3 \\ w_1 &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_n} l(\lambda)f_1(\lambda)d\lambda \\ w_2 &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_n} l(\lambda)f_2(\lambda)d\lambda \\ w_3 &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_n} l(\lambda)f_3(\lambda)d\lambda \end{aligned} \quad (2.4)$$

São os pesos  $w_1$ ,  $w_2$  e  $w_3$  que representam a cor do espectro de luz arbitrário  $l(\lambda)$  no espaço de cor determinado pelas luzes primárias  $P_1$ ,  $P_2$  e  $P_3$ . Em (SHARMA, 2002), pode-se encontrar uma definição mais formal e mais completa sobre a discussão realizada na presente seção.

Percebe-se que a forma de representação da cor de um espectro de potência presente na Equação 2.4 é mais adequada que a presente na Equação 2.1. A forma de representação da Equação 2.4 facilita a produção de cor nos dispositivos eletrônicos, pois estes precisam apenas de três luzes primárias para compor as cores de diversos espectros de potência.

## 2.2.2 Diferentes Espaços de Representação de Cores

Conforme mencionado anteriormente, existem diferentes espaços de cores criados para se representar, reproduzir, transferir e armazenar a cor presente nas imagens capturadas por dispositivos digitais. Sem dúvidas, de todos esses espaços de cores, o mais conhecido e utilizado é o RGB. No espaço de cores RGB, as cores são representadas por suas componentes vermelho (*red*), verde (*green*) e azul (*blue*), que definem as cores primárias do sistema. Todas as cores possíveis de se produzir, utilizando-se o espaço de cor RGB, estão contidas em um cubo unitário definido pelos pesos de cada cor primária, conforme mostra a Figura 2.4. Cada ponto  $c = [R, G, B]$ , com  $R, G$  e  $B \in [0, 1]$ , define uma única cor. Repare, ainda na Figura 2.4, que as coordenadas que se localizam sobre a linha que liga as cores preto e branco contêm os tons de cinza.

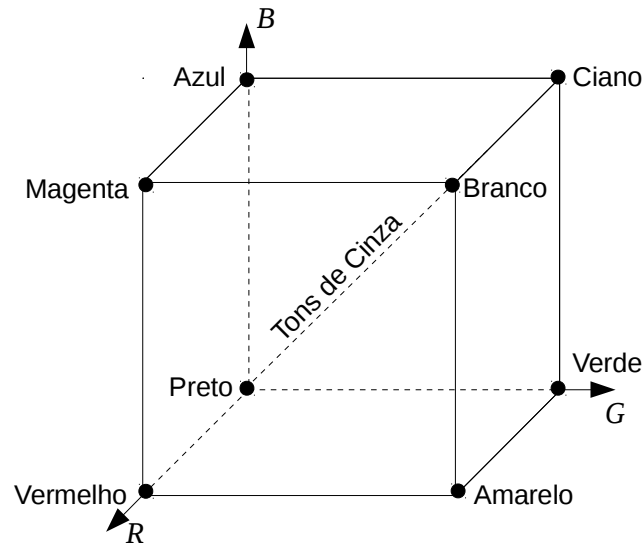


Figura 2.4: Cubo do espaço de cores RGB.

Para se obter os pesos  $R$ ,  $G$  e  $B$  necessários para se representar a cor de um espectro de potência  $I(\lambda)$ , basta utilizar a Equação 2.4 fazendo uso das CMFs do espaço de cor RGB em questão.

Apesar do espaço de cor RGB ser tridimensional, algumas vezes pode ser interessante representá-lo em sua forma bidimensional, normalizando  $R$ ,  $G$  e  $B$  pela soma  $(R + G + B)$ . Nesta forma de representação, chamada de cromaticidade, a informação de intensidade da cor é perdida, porém a cromaticidade é mantida, pois é invariante à intensidade da cor. As coordenadas de cromaticidade  $r$ ,  $g$  e  $b$  se relacionam com as coordenadas  $R$ ,  $G$  e  $B$  segundo a Equação 2.5.

$$\begin{aligned} r &= \frac{R}{R + G + B}, \\ g &= \frac{G}{R + G + B}, \\ b &= \frac{B}{R + G + B} = 1 - r - g. \end{aligned} \tag{2.5}$$

Um outro espaço de cor muito utilizado é o CIE XYZ. Esse espaço de cor, conforme mencionado anteriormente, possui CMFs especificadas para não possuírem pesos negativos. A Figura 2.3(b) mostra as CMFs do espaço de cor CIE XYZ, que foram obtidas a partir das CMFs do espaço de cor CIE RGB. Contudo, as CMFs do espaço de cor CIE XYZ podem ser obtidas a partir de CMFs de diferentes espaços de cores RGB. Isso significa que é possível transformar as coordenadas  $X$ ,  $Y$ , e  $Z$ , do espaço de cor CIE XYZ, para coordenadas  $R$ ,  $G$ , e  $B$  de diferentes espaços de cores RGB. Em (EBNER, 2007), existe um procedimento genérico para transforma-

ção entre coordenadas do espaço de cor CIE XYZ e diferentes espaços de cores RGB. Como neste trabalho realizou-se apenas a transformação entre coordenadas do espaço CIE XYZ e RGB HDTV, a matriz de transformação entre esses espaços, obtida por meio do procedimento genérico apresentado em (EBNER, 2007), é apresentada na Equação 2.6.

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 56.6908 & 19.0366 & 19.2893 \\ 27.9223 & 64.3620 & 7.7157 \\ 0 & 7.2521 & 101.5902 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Existem espaços de cores que são obtidos a partir das coordenadas  $R$ ,  $G$  e  $B$  com a finalidade de facilitar algumas tarefas em processamento de imagens. Por exemplo, o espaço de cores HSV é muito utilizado em aplicações de *tracking* de cores, pois separa a informação de cor em um único canal, chamado  $H$  (*Hue-Matiz*). O canal  $H$  possui uma representação angular que varia, na maioria dos casos, entre  $0^\circ$  e  $360^\circ$ . Os outros dois canais são o  $S$  (*Saturation-Saturação*), que representa a quantidade de branco presente na cor, e o  $V$  (*Value-Valor*), que está relacionado com a intensidade da cor. O espaço de cor HSV pode ser obtido a partir do RGB de acordo com a Equação 2.7.

$$\begin{aligned} H &= \begin{cases} \frac{60(G-B)}{\max(R,G,B)} + 0 & \text{se } G = \max(R,G,B) \text{ e } G \geq B, \\ \frac{60(G-B)}{\max(R,G,B)} + 360 & \text{se } R = \max(R,G,B) \text{ e } G < B, \\ \frac{60(B-R)}{\max(R,G,B)} + 120 & \text{se } G = \max(R,G,B), \\ \frac{60(R-G)}{\max(R,G,B)} + 240 & \text{se } B = \max(R,G,B), \end{cases} \\ S &= 255 \left( \frac{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)}{\max(R,G,B)} \right), \\ V &= \max(R,G,B). \end{aligned} \quad (2.7)$$

Contudo, o espaço de cor HSV possui alguns inconvenientes para baixos níveis de iluminação. Para um ponto no espaço de cores RGB,  $c_{rgb} = [0.01, 0, 0]$ , tem-se um correspondente no espaço HSV,  $c_{hsv} = [0, 1, 0.01]$ . Note que  $c_{hsv}$  possui máxima saturação mesmo  $c_{rgb}$  sendo muito próximo da cor preta, que possui saturação zero.

Existem outros espaços de cores que separam a informação de cor em um único canal como, por exemplo, o HSL e HSI. Contudo, por ser o mais utilizado em tarefas de *tracking* de cores, o HSV será empregado neste trabalho. Além disso, existem ainda os chamados espaços de cores uniformes como, por exemplo, CIE  $L^*a^*b$  e CIE  $L^*u^*v$ , ambos obtidos a partir de transformações do espaço de cor CIE XYZ. Nos espaços de cores uniformes, a distância entre as coordenadas de duas cores é fiel a diferença percebida entre essas duas cores (FORSYTH; PONCE, 2003).

## 2.3 Modelo Para Radiação Emitida por uma Superfície

A radiação retornada pela superfície para o olho humano ou outro sensor ótico é o resultado de uma série de fatores como: absorção em diferentes comprimentos de onda, reflexão, difração e espalhamento. Geralmente, esses efeitos são modelados de maneira simplificada pela combinação linear entre uma reflexão difusa e uma reflexão especular (FORSYTH; PONCE, 2003). Esse modelo é normalmente referenciado na literatura como modelo de reflexão bicromática (*dichromatic reflection model*) (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a).

A reflexão difusa, também conhecida como componente *lambertiano* da reflexão, ocorre quando a superfície reflete a mesma proporção de luz incidente em todas as direções. A proporção da luz incidente refletida por comprimento de onda, neste caso, é determinado pela função espectral de reflectância da superfície  $r(\lambda)$ . A Figura 2.5 exibe as reflectâncias de algumas placas da GretagMacbeth™ ColorChecker Rendition Chart, exibida na Figura 2.6, que será utilizada nos Capítulos 3 e 4. A GretagMacbeth™ ColorChecker Rendition Chart é uma tabela com 24 placas com espectros de reflectância distintos que, quando iluminados, apresentam 24 cores distintas. Esta é uma placa muito utilizada por fotógrafos para calibração de câmeras.

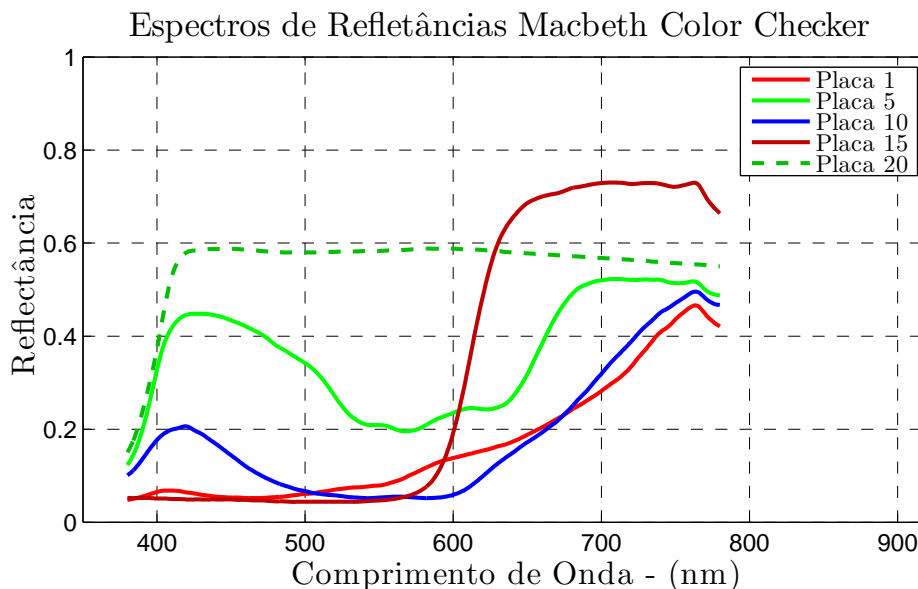


Figura 2.5: Reflectâncias das placas 1, 5, 10, 15 e 20 da GretagMacbeth™ ColorChecker Rendition Chart.



Figura 2.6: GretagMacbeth™ ColorChecker Rendition Chart.

Ao contrário da reflexão difusa, a reflexão especular ocorre quando a luz incidente na superfície é refletida basicamente em apenas uma direção (VERGÉS-LLAHÍ, 2005). Neste caso, a proporção da luz refletida está relacionada à fatores como coeficientes de refração e reflexão e textura da superfície. É a reflexão especular que provoca marcas brilhosas presentes nas superfícies de alguns materiais.

Conforme apresentado em (FORSYTH; PONCE, 2003) e (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007b), o espectro da luz refletida por uma superfície,  $l(\lambda)$ , segundo o modelo de reflexão bicromática, pode ser representado pela Equação 2.8.

$$l(\lambda) = \alpha r(\lambda)e(\lambda) + \beta e(\lambda), \quad (2.8)$$

sendo  $e(\lambda)$  o espectro da luz incidente sobre a superfície e,  $r(\lambda)$ , a função espectral de refletância da superfície, responsável por modelar o componente *lambertiano* da reflexão. Por fim,  $\alpha$  é um fator geométrico relacionado com a orientação da superfície e  $\beta$  um termo responsável por modelar a reflexão especular da superfície.

O modelo da Equação 2.8 é adequado para superfícies cuja reflexão especular, representada pelo termo  $\beta$ , é independente do comprimento de onda. Este é o caso dos dielétricos, materiais que não conduzem eletricidade. Por outro lado, os metais possuem componente especular dependente do comprimento de onda.

Contudo, uma outra representação de  $l(\lambda)$ , chamada de modelo *lambertiano* de reflexão da superfície, é muito comum na literatura (Equação 2.9). Nesta representação, a componente especular não é considerada pois não existe ou porque foi removida. Além disso, como considera-se apenas a reflexão difusa, as direções de incidência e reflexão da radiação luminosa são irrelevantes e o fator geométrico  $\alpha$  torna-se apenas um fator de escala que pode ser removido por meio da normalização da função (VERGÉS-LLAHÍ, 2005).

$$l(\lambda) = r(\lambda)e(\lambda), \quad (2.9)$$

Apesar da simplicidade, o modelo da Equação 2.9 é adequado para situações onde não haja grandes ocorrências de specularidades. Para as aplicações deste trabalho, specularidades não serão tratadas, de forma que todas as superfícies serão consideradas *lambertianas*. Portanto, o modelo da Equação 2.9 poderá ser utilizado.

## 2.4 Modelo para o Iluminante

Uma iluminação é modelada pelo seu espectro de potência  $e(\lambda)$ , que define a quantidade de potência emitida pela iluminação por comprimento de onda. A Figura 2.7 mostra o espectro de potência de dois iluminantes padrões definidos pelo CIE.

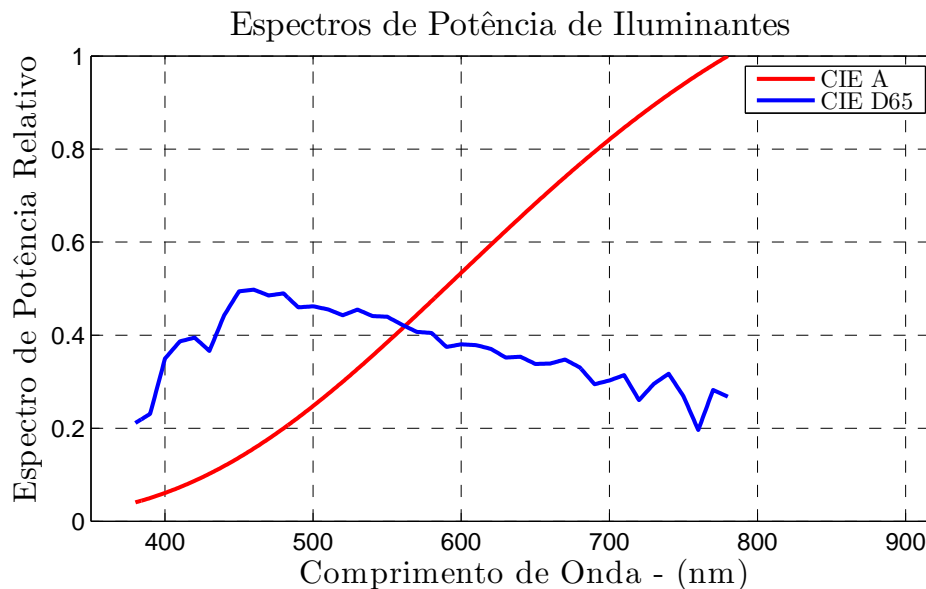


Figura 2.7: Iluminantes A e D65 padrões do CIE (<http://www.cie.co.at>).

O processo de produção de luz geralmente envolve o aquecimento de algum material até que este brilhe. Existe uma idealização para este processo na qual se aquece um corpo que não reflete luz, chamado de corpo negro irradiador (*black body radiator*), produzindo-se assim uma variedade de iluminações que podem ser especificadas pela temperatura na qual se aquece esse corpo. O corpo negro irradiador pode ser construído fazendo-se um pequeno orifício em um metal oco. Este orifício deve ser pequeno suficiente para que nenhuma luz que entre por ele retorne para fora dele. Pode-se assim, por meio do aquecimento desse metal, gerar uma série de espectros de potências, medidos por meio do orifício, que se diferem pela temperatura na qual esse corpo é aquecido (FORSYTH; PONCE, 2003). É por causa desse conceito que muitas

vezes se ouve falar em temperatura da cor de uma fonte luminosa. Uma série de iluminações naturais e artificiais podem ser aproximadas por meio de um corpo negro. As iluminações A, que modela uma luz de um filamento de Tungstênio de 100 W, e D65, que modela a luz do dia, ambas presentes na Figura 2.7, podem ser geradas por meio do aquecimento de um corpo negro com temperaturas de 2856 K e 6500 K, respectivamente.

Dentre os tipos de iluminações existentes, as principais são as do sol e a das lâmpadas artificiais. O sol é o responsável pela luz do dia, que é o resultado da dispersão dos raios solares causada pelo ar. Radiações eletromagnéticas com maiores comprimentos de onda sofrem menos os efeitos da dispersão ao atravessar o ar. Como a onda eletromagnética responsável pela cor azul possui comprimento de onda curto, ela se dispersa primeiro pelo ar, criando assim um céu com aparência azulada. Por outro lado, como as radiações próximas ao vermelho e amarelo possuem comprimento de onda longo, elas sofrem menos dispersão ao atravessar o ar, causando para um observador que se encontra na terra a impressão de que o sol é amarelo e, às vezes, vermelho. Além da dispersão provocada pelo ar, existem uma série de fatores que alteram a luz do dia: poeira, nuvens, neve, chuvas e reflexão em superfícies presentes na terra. A Figura 2.8 mostra os espectros da iluminação do dia em diferentes horários e condições climáticas.

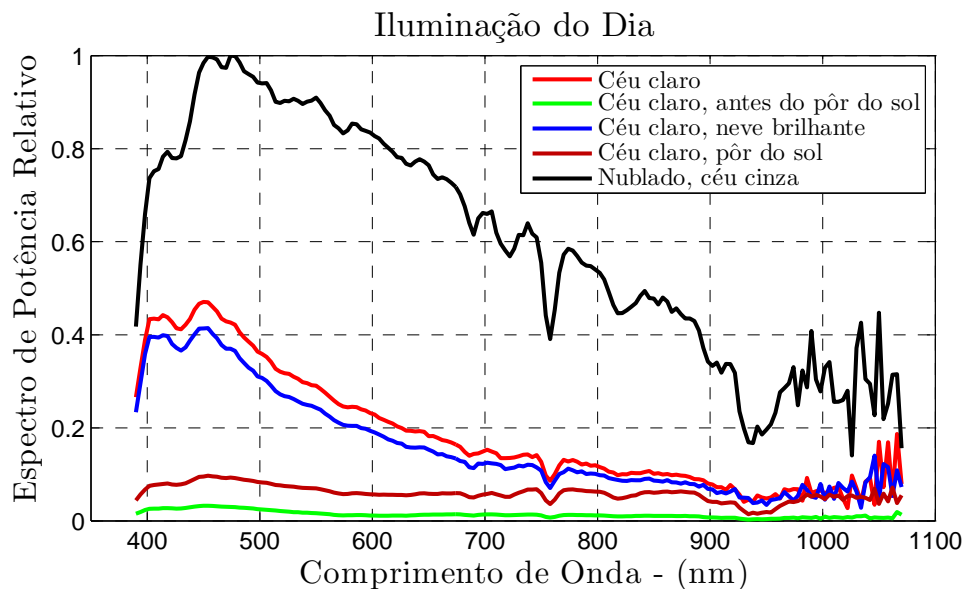


Figura 2.8: Espectros de potência da iluminação do dia em diferentes horários e condições climáticas (<http://spectral.joensuu.fi>).

As lâmpadas artificiais geralmente estão presentes em um pequeno número. Dentre elas podem ser destacadas:

- Incandescentes: Luz gerada por meio do aquecimento de um filamento de metal, possuindo um espectro de potência que gera uma sensação de cor tendendo ao vermelho.
- Fluorescente: Luz gerada por meio da colisão entre elétrons e um gás confinado em um bulbo. Lâmpadas desse tipo possuem um espectro de potência que gera uma sensação de cor tendendo ao azul.
- Arco de Sódio: Luz gerada pela queda de elétrons entre diferentes estados de excitação. Essas lâmpadas possuem um espectro de potência que gera uma sensação de cor tendendo ao amarelo.
- Arco de Mercúrio: Luz gerada pelo mesmo método da lâmpada de arco de sódio, produzindo uma cor próxima ao branco.

A Figura 2.9 mostra os espectros de potência de algumas iluminações artificiais.

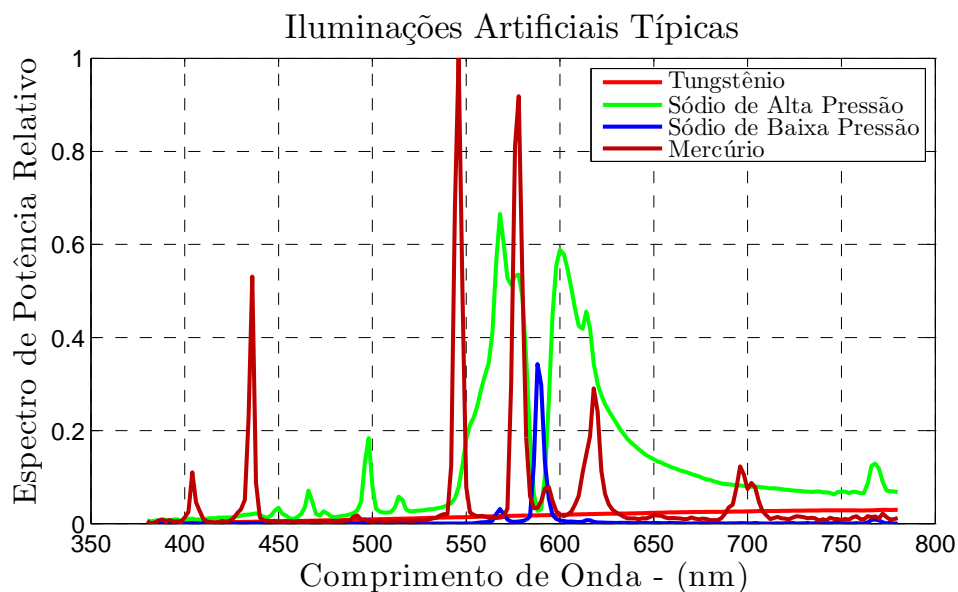


Figura 2.9: Alguns iluminantes artificiais típicos (<http://spectral.joensuu.fi>).

Conforme visto nesta seção, diferentes iluminantes possuem diferentes espectros de potência  $e(\lambda)$  e, além disso, alguns iluminantes, como a luz do dia, possuem uma significativa variação em seu espectro de potência no decorrer do dia e do ano. As variações do iluminante



e do espectro de potência de um iluminante são as principais causas da modificação das cores das imagens capturadas pelos sistemas de visão artificial.

## 2.5 Modelo para Câmera

Uma câmera, em geral, pode ser vista como um vetor de sensores  $s_k(\lambda)$ , sendo  $k = 1, \dots, n$ . Geralmente, de forma semelhante ao olho humano, as câmeras possuem três tipos de sensores ( $n = 3$ ) responsáveis por captar as cores azul<sup>6</sup> (*blue*) (B), verde<sup>7</sup> (*green*) (G) e vermelho<sup>8</sup> (*red*) (R), sendo por isso chamadas câmeras tricromáticas. A Figura 2.10 mostra a resposta dos sensores de uma câmera tricromática. Câmeras com mais de três sensores são normalmente referidas como multiespectrais. Conforme (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a; SHARMA, 2002; VERGÉS-LLAHÍ, 2005; EBNER, 2007), uma câmera pode ser modelada por um sistema linear onde cada sensor,  $s_k(\lambda)$ , mede a luz,  $I^p(\lambda)$ , incidente em cada ponto  $p$  da imagem, resultando no  $k$ -ésimo componente da cor no ponto  $p$  da imagem,  $c_k^p$ . O modelo que aproxima a resposta de uma câmera multiespectral é dado na Equação 2.10.

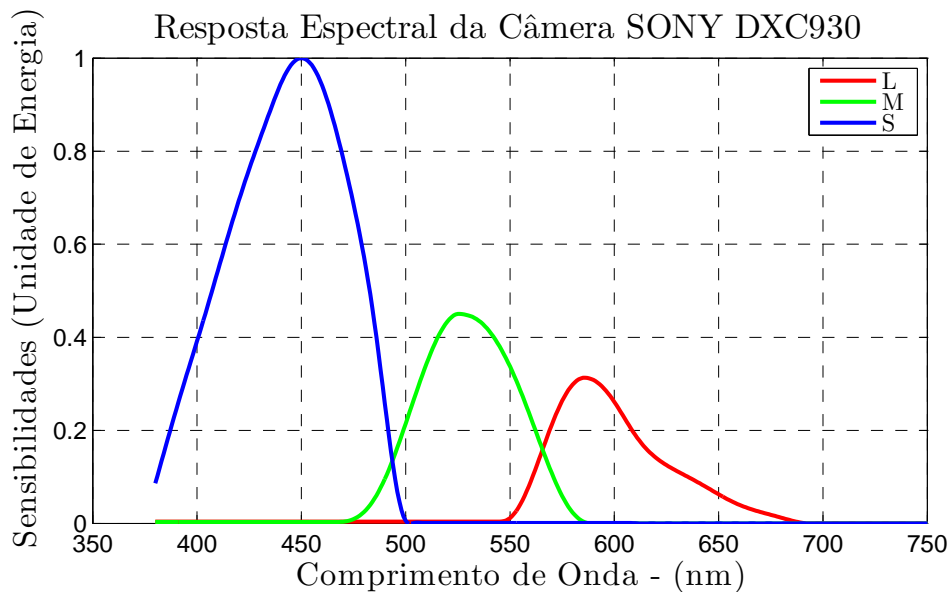


Figura 2.10: Resposta Espectral da Câmera SONY DXC930 (BARNARD; MARTIN; FUNT, 2002).

<sup>6</sup>Normalmente obtida por meio da união de fotossensores e filtros que permitem a passagem de comprimentos de onda curtos.

<sup>7</sup>Normalmente obtida por meio da união de fotossensores e filtros que permitem a passagem de comprimentos de onda médios.

<sup>8</sup>Normalmente obtida por meio da união de fotossensores e filtros que permitem a passagem de comprimentos de onda longos.

$$c_k^p = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s_k(\lambda) l^p(\lambda) d\lambda, \quad k = 1, \dots, n, \quad (2.10)$$

sendo  $s_k(\lambda)$  a sensibilidade do  $k$ -ésimo sensor da câmera,  $l^p(\lambda)$  o espectro de potência incidente sobre o sensor no ponto  $p$  da imagem e  $[\lambda_1, \lambda_2]$  o intervalo de comprimento de onda no qual o sensor responde. Nota-se que este modelo é semelhante ao da visão humana com  $n = 3$ .

É importante ressaltar que este modelo não considera fatores como: não linearidades dos sensores, correção de fator gama, corrente de preto<sup>9</sup> (*dark current*) e balanço e correção de branco (*white balance* e *white correction*). Um modelo mais completo que agrega esses fatores à Equação 2.10 pode ser encontrado em (VORA et al., 1997a, 1997b, 1997c). Contudo, neste trabalho, a resposta dos sensores serão considerados sistemas lineares modelados pela Equação 2.10.

## 2.6 Modelo para Cor da Imagem

Vários fatores afetam a intensidade e a cor da imagem registrada pelas câmeras: a geometria do objeto, o espectro de potência e o ângulo de incidência da iluminação, além das características relacionadas a reflectância dos objetos. No entanto, conforme apresentado em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007b; FORSYTH, 1990; SHARMA, 2002), para simplificar o problema, a cena capturada pode ser considerada bidimensional com objetos planos e iluminados frontalmente. Além disso, conforme mencionado anteriormente, todas as superfícies da cena são consideradas *lambertianas*, sendo que sombras, reflexões especulares e reflexões mútuas entre superfícies não são consideradas.

Desta forma, conforme (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a; FORSYTH, 1990; FORSYTH; PONCE, 2003; VERGÉS-LLAHÍ, 2005; SHARMA, 2002), a cor de uma superfície de reflectância  $r(\lambda)$ , submetida a uma iluminação com espectro de potência  $e(\lambda)$  e registrada pelo  $k$ -ésimo sensor de uma câmera  $c_k$ , pode ser obtida substituindo-se a Equação 2.9 na Equação 2.10, conforme mostra a Equação 2.11.

$$c_k = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s_k(\lambda) r(\lambda) e(\lambda) d\lambda, \quad k = 1, \dots, n, \quad (2.11)$$

onde  $n$  é o número de sensores da câmera.

A Figura 2.11 exemplifica a Equação 2.11.

---

<sup>9</sup>Corrente de preto ou (*dark current*) é a corrente que flui sobre fotossensores como o CCD mesmo quando nenhuma luz incide sobre eles.

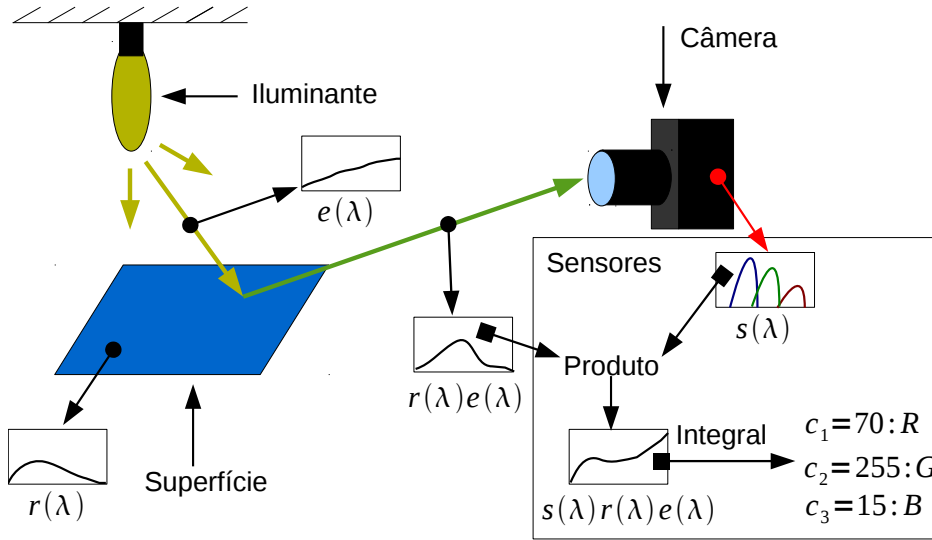


Figura 2.11: Exemplificação da Equação 2.11: A luz emitida  $e(\lambda)$  é refletida pela superfície  $r(\lambda)$ . Essa reflexão resulta no produto  $r(\lambda)e(\lambda)$ . Por fim, os sensores captam a luz refletida pela superfície e fazem a integração do produto  $s(\lambda)r(\lambda)e(\lambda)$  no intervalo de comprimentos de onda que os sensores respondem, resultando nas coordenadas no espaço de cor RGB,  $(c_1, c_2, c_3)$ .

Para se trabalhar computacionalmente, pode-se amostrar no comprimento de onda as variáveis da Equação 2.11, obtendo-se a Equação 2.12 (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a; SHARMA, 2002).

$$c_k = \sum_{i=0}^{N-1} s_k(i)r(i)e(i)\Delta\lambda, \quad k = 1, \dots, n, \quad (2.12)$$

onde  $N$  é o número de amostras,  $\Delta\lambda$  o intervalo de amostragem e  $s_k(i)$ ,  $r(i)$  e  $e(i)$  as versões amostradas no comprimento de onda de  $s_k(\lambda)$ ,  $r(\lambda)$  e  $e(\lambda)$ , respectivamente.

A Equação 2.12, segundo (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a; SHARMA, 2002), pode ser escrita de uma maneira mais conveniente, conforme mostra a Equação 2.13.

$$\mathbf{c} = \mathbf{S}^T \mathbf{R} \mathbf{e} = \mathbf{S}^T \mathbf{E} \mathbf{r}, \quad (2.13)$$

onde  $\mathbf{c}$  é o vetor  $(n \times 1)$  com as respostas dos sensores da câmera,  $\mathbf{e}$  e  $\mathbf{r}$  vetores  $(N \times 1)$  com o espectro de potência amostrado da iluminação e da função espectral da reflectância da superfície, respectivamente,  $\mathbf{S}$  a matriz  $(N \times n)$  com as respostas espectrais relativas amostradas dos sensores da câmera,  $\mathbf{R}$  a matriz  $(N \times N)$  com a função espectral amostrada da reflectância da superfície na diagonal principal, e  $\mathbf{E}$  a matriz  $(N \times N)$  com o espectro de potência amostrado da iluminação na diagonal principal. Para simplificar a notação, o intervalo de amostragem,  $\Delta\lambda$ , foi incorporado à matriz  $\mathbf{S}$ .

## 2.7 Modelo Linear de Dimensão Finita de Superfícies e Iluminações

Um modelo linear de dimensões finitas é utilizado para modelar espectros de reflectâncias de superfícies e espectros de potência de iluminações, por meio da combinação linear de funções base. Esse é um método muito empregado para solução de equações integrais tais quais a da Equação 2.11 (FORSYTH, 1990).

Considerando-se que exista um conjunto de funções base,  $\phi(\lambda) = [\phi_1(\lambda), \dots, \phi_N(\lambda)]$ , que seja uma descrição razoável das reflectâncias das superfícies existentes no mundo, pode-se representar o espectro de reflectância de qualquer superfície por meio da Equação 2.14.

$$r(\lambda) = \sum_{i=1}^N r_i \phi_i(\lambda), \quad (2.14)$$

sendo  $r(\lambda)$  a função espectral de reflectância da superfície,  $\phi_i(\lambda)$  a  $i$ -ésima função base para o modelo da reflectância,  $r_i$  o  $i$ -ésimo coeficiente que representa  $r(\lambda)$  na base  $\phi(\lambda)$  e  $N$  o número de funções base do modelo.

De modo similar às funções espectrais de reflectâncias das superfícies, os espectros de potência das iluminações podem ser representados pela combinação linear de um conjunto de funções base (Equação 2.15).

$$e(\lambda) = \sum_{j=1}^M e_j \psi_j(\lambda), \quad (2.15)$$

sendo  $e(\lambda)$  o espectro de potência da iluminação,  $\psi_j(\lambda)$  a  $j$ -ésima função base para o modelo da iluminação,  $e_j$  os coeficientes que representam  $e(\lambda)$  na base  $\psi(\lambda)$  e  $M$  o número de funções base do modelo. É importante observar que as bases utilizadas para representar reflectâncias e iluminações são diferentes.

A obtenção de vetores base  $\phi(\lambda) = [\phi_1(\lambda), \dots, \phi_N(\lambda)]$  e  $\psi(\lambda) = [\psi_1(\lambda), \dots, \psi_M(\lambda)]$  pode ser realizada por meio da utilização da técnica conhecida como análise de componentes principais (PCA). Vários estudos comprovam que de três a cinco funções bases são suficientes para modelar o espectro da luz do dia (EBNER, 2007). Além disso, três a sete componentes principais são necessários para prover uma reconstrução satisfatória da superfície (SHARMA; TRUSSELL, 1997).

O modelo linear de dimensões finitas possibilita a redução da informação de reflectâncias e iluminações armazenada, pois, ao invés de se guardar toda a informação espectral de diferentes superfícies e iluminações, basta apenas armazenar as funções bases  $\phi(\lambda)$  e  $\psi(\lambda)$  e os

coeficientes  $[r_1, \dots, r_N]$  e  $[e_1, \dots, e_M]$ , que variam de superfície para superfície e iluminação para iluminação, respectivamente.

Modelos lineares de dimensões finitas tem sido amplamente empregados para solução do problema de constância de cor, pois permitem recuperar espectros de reflectâncias de superfícies e espectros de potência de iluminações, além das cores das superfícies submetidas a uma iluminação conhecida (VERGÉS-LLAHÍ, 2005).

## 2.8 Equação da Constância de Cor

Para se tratar o problema de constância de cor, pode-se utilizar duas abordagens (EBNER, 2007):

- Recuperar com precisão as funções espectrais de reflectâncias das superfícies;
- Representar a cor da superfície como se esta estivesse submetida sempre a uma mesma iluminação padrão, também chamada de iluminação canônica.

Conforme em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007b) e (FORSYTH, 1990), o problema de constância de cor, neste trabalho, será tratado como a predição da cor de uma superfície submetida a uma iluminação canônica. Dessa forma, as superfícies apresentarão uma estabilidade nas cores, pois as coordenadas de suas cores estarão sendo calculadas como sendo iluminadas sempre pela mesma iluminação.

Considerando a Equação 2.11 definida na Seção 2.6, a cor da imagem,  $c_k(t)$ , submetida a uma iluminação desconhecida,  $t$ , é dada pela Equação 2.16.

$$c_k(t) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \Phi_k(\lambda, t) r(\lambda) d\lambda, \quad k = 1, \dots, n, \quad (2.16)$$

onde  $\Phi_k(\lambda, t) = s_k(\lambda) e(\lambda, t)$ ,  $s_k(\lambda)$  a sensibilidade do  $k$ -ésimo sensor da câmera,  $r(\lambda)$  a reflectância espectral da superfície,  $e(\lambda, t)$  o espectro de potência da iluminação desconhecida  $t$ ,  $[\lambda_1, \lambda_2]$  o intervalo de comprimento de onda no qual o sensor responde e  $n$  o número de sensores da câmera.

Da mesma forma, pode-se obter a cor da imagem,  $c_k(t^c)$ , submetida a uma iluminação canônica,  $t^c$ , conforme mostra a Equação 2.17.

$$c_k(t^c) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \Phi_k(\lambda, t^c) r(\lambda) d\lambda, \quad k = 1, \dots, n, \quad (2.17)$$

onde  $\Phi_k(\lambda, t^c) = s_k(\lambda)e(\lambda, t^c)$ .

Conforme (FORSYTH, 1990), dado que se possui um espaço formado por um vetor de espectros de potência de diferentes iluminações  $[e(\lambda, t^1), \dots, e(\lambda, t^M)]$ , consequentemente se possui um espaço formado pelo vetor  $\Phi = [\Phi_1(\lambda, \mathbf{t}), \dots, \Phi_n(\lambda, \mathbf{t})]$ , onde  $n$  é o número de sensores e  $\mathbf{t} = [t^1, \dots, t^M]$  um vetor de iluminantes, e pode-se instituir uma base para o espaço formado por  $\Phi$ .

Seja, conforme a Equação 2.18,  $\phi(\lambda) = [\phi_1(\lambda), \dots, \phi_n(\lambda)]^T$  uma base ortonormal<sup>10</sup> para o espaço das funções componentes de  $\Phi(\lambda, t^c) = [\Phi_1(\lambda, t^c), \dots, \Phi_n(\lambda, t^c)]^T$ .

$$\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \phi_i(\lambda)\phi_j(\lambda)d\lambda = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j, \end{cases} \quad (2.18)$$

onde  $i, j = 1, \dots, n$ .

Logo, o componente  $\Phi_k(\lambda, t^c)$  pode ser expresso em termo dos componentes da base  $\phi(\lambda)$ , conforme mostra a Equação 2.19.

$$\Phi_k(\lambda, t^c) = \sum_{j=1}^n a_{kj}\phi_j(\lambda). \quad (2.19)$$

O mesmo pode ser feito para as funções componentes de  $\Phi(\lambda, t) = [\Phi_1(\lambda, t), \dots, \Phi_n(\lambda, t)]^T$ . Contudo, como  $\phi(\lambda)$  foi idealizado para conter o espaço das funções componentes de  $\Phi(\lambda, t^c)$ ,  $\Phi_k(\lambda, t)$  pode não pertencer ao espaço gerado por  $\phi(\lambda)$ , e haverá um resíduo na representação de  $\Phi_k(\lambda, t)$  utilizando-se a base  $\phi(\lambda)$ , conforme exibido na Equação 2.20.

$$\Phi_k(\lambda, t) = \sum_{j=1}^n \alpha_{kj}(t)\phi_j(\lambda) + \varepsilon_k(\lambda, t), \quad (2.20)$$

sendo o resíduo  $\varepsilon_k(\lambda, t)$  ortogonal<sup>11</sup> aos componentes da base  $\phi(\lambda)$ .

Utilizando-se a Equação 2.19 e 2.20, pode-se obter  $\Phi_k(\lambda, t)$  representado em função de  $\Phi(\lambda, t^c)$  (Equação 2.21).

$$\Phi_k(\lambda, t) = \sum_{j=1}^n b_{kj}(t)\Phi_j(\lambda, t^c) + \varepsilon_k(\lambda, t). \quad (2.21)$$

<sup>10</sup>Duas funções contínuas  $x(\theta)$  e  $y(\theta)$ , com  $x$  e  $y \in \Re$ , da variável independente  $\theta$ , são ortonormais no intervalo  $[\theta_1, \theta_2]$ , se  $\int_{\theta_1}^{\theta_2} x(\theta)y(\theta)d\theta = 0$  e  $\int_{\theta_1}^{\theta_2} x^2(\theta)d\theta = \int_{\theta_1}^{\theta_2} y^2(\theta)d\theta = 1$ .

<sup>11</sup>Duas funções contínuas  $x(\theta)$  e  $y(\theta)$ , com  $x$  e  $y \in \Re$ , da variável independente  $\theta$ , são ortogonais no intervalo  $[\theta_1, \theta_2]$ , se  $\int_{\theta_1}^{\theta_2} x(\theta)y(\theta)d\theta = 0$ .

Os termos  $b_{kj}(t)$  podem ser obtidos por meio de  $a_{kj}$  e  $\alpha_{kj}(t)$  de acordo com a Equação 2.22.

$$B(t) = \Lambda(t)A^{-1}, \quad (2.22)$$

sendo  $B(t) = [b_{kj}(t)]$  a matriz  $(n \times n)$  com elemento geral  $b_{kj}(t)$ ,  $\Lambda(t) = [\alpha_{kj}(t)]$  a matriz  $(n \times n)$  com elemento geral  $\alpha_{kj}(t)$  e  $A = [a_{kj}]$  a matriz  $(n \times n)$  com elemento geral  $a_{kj}$ , para  $k, j = 1, \dots, n$ .

Substituindo-se a Equação 2.21 na Equação 2.16 obtém-se a Equação 2.23.

$$\begin{aligned} c_k(t) &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \left[ \sum_{j=1}^n b_{kj}(t) \Phi_j(\lambda, t^c) + \varepsilon_k(\lambda, t) \right] r(\lambda) d\lambda \\ &= \sum_{j=1}^n b_{kj}(t) \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \Phi_j(\lambda, t^c) r(\lambda) d\lambda + \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \varepsilon_k(\lambda, t) r(\lambda) d\lambda. \end{aligned} \quad (2.23)$$

A função espectral de reflectância da superfície também pode ser representada em função da base  $\phi(\lambda)$  (Equação 2.24), podendo apresentar um ruído devido ao fato da base  $\phi(\lambda)$  ter sido modelada para compreender o espaço das funções componentes de  $\Phi(\lambda, t^c)$ , e  $r(\lambda)$  não necessariamente estar compreendido no espaço gerado por  $\phi(\lambda)$ .

$$r(\lambda) = \sum_{i=1}^n \sigma_i \phi_i(\lambda) + \eta(\lambda), \quad (2.24)$$

onde  $\eta(\lambda)$  é um ruído ortogonal aos componentes da base  $\phi(\lambda)$ .

Substituindo-se a Equação 2.24 na segunda parcela da Equação 2.23 e lembrando-se que  $\varepsilon_k(\lambda, t)$  e os componentes da base  $\phi(\lambda)$  são ortogonais, tem-se a Equação 2.25.

$$\begin{aligned} \xi_k(t) &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \varepsilon_k(\lambda, t) r(\lambda) d\lambda \\ &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \varepsilon_k(\lambda, t) \left[ \sum_{i=1}^n \sigma_i \phi_i(\lambda) + \eta(\lambda) \right] d\lambda \\ &= \sum_{i=1}^n \sigma_i \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \varepsilon_k(\lambda, t) \phi_i(\lambda) d\lambda + \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \varepsilon_k(\lambda, t) \eta(\lambda) d\lambda \\ &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \varepsilon_k(\lambda, t) \eta(\lambda) d\lambda. \end{aligned} \quad (2.25)$$

Percebe-se, pela Equação 2.25, que a segunda parcela da Equação 2.23 resultou em um termo puramente residual que é definido como  $\xi_k(t)$ .

Substituindo-se as Equações 2.17 e 2.25, respeitando-se os devidos índices, na Equação 2.23, obtém-se a Equação 2.26.

$$c_k(t) = \sum_{j=1}^n b_{kj}(t)c_j(t^c) + \xi_k(t). \quad (2.26)$$

Reorganizando a Equação 2.26 na forma matricial, obtém-se a Equação 2.27.

$$\mathbf{c}(t) = B(t)\mathbf{c}(t^c) + \boldsymbol{\xi}(t) \quad \therefore \quad \mathbf{c}(t^c) = B^{-1}(t)[\mathbf{c}(t) - \boldsymbol{\xi}(t)], \quad (2.27)$$

onde  $\mathbf{c}(t^c) = [c_1(t^c), \dots, c_n(t^c)]^T$  é um vetor  $(n \times 1)$  com os componentes da cor da imagem sob iluminação canônica,  $\mathbf{c}(t) = [c_1(t), \dots, c_n(t)]^T$  um vetor  $(n \times 1)$  com os componentes da cor da imagem sob iluminação desconhecida,  $\boldsymbol{\xi}(t) = [\xi_1(t), \dots, \xi_n(t)]^T$  um vetor  $(n \times 1)$  com os termos residuais definidos na Equação 2.25, e  $B(t)$  a matriz definida pela Equação 2.22.

A Equação 2.27 é referenciada por (FORSYTH, 1990) como a equação da constância de cor, sendo por ele considerada fundamental na solução de problemas de constância de cor. O único impedimento para o sucesso da equação são os termos residuais que aparecem devido ao fato dos espaços gerados por  $r(\lambda)$  e pelas funções componentes de  $\Phi(\lambda, t)$  não necessariamente serem subespaços do espaço gerado pelas funções componentes de  $\Phi(\lambda, t^c)$ . Nesse contexto, (FORSYTH, 1990) afirma que se pode considerar os termos residuais iguais a zero e aceitar que a constância de cor falhe em determinados casos ou pode-se aplicar restrições às reflectâncias das superfícies e aos iluminantes de forma que os termos residuais sejam iguais a zero ou pelo menos constantes. (FORSYTH, 1990), baseado em resultados experimentais, sugere que é razoável afirmar que os termos residuais são sempre pequenos em relação às respostas dos sensores.



### 3 *Correção de Cor por Pontos Conhecidos na Cena*

Neste capítulo, será abordado o método de constância de cor utilizado neste trabalho, que é baseado no procedimento de correção de cor desenvolvido em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a), conhecido como correção de cor por pontos conhecidos na cena. Primeiro, o método será brevemente apresentado e, em seguida, será feita uma discussão para justificar o método e o motivo de sua utilização. Posteriormente, alguns casos de teste com imagens sintetizadas por computador serão exibidos. Por fim, casos de teste com imagens reais serão realizados visando avaliar o desempenho do procedimento com imagens onde há variação abrupta na iluminação da cena. A avaliação de métodos de constância de cor em imagens reais é pouco encontrado na literatura, sendo essa, portanto, a parte mais relevante desse capítulo e uma das principais contribuições desse trabalho.

#### 3.1 O Método

Conforme apresentado na Equação 2.27, a cor de uma superfície, submetida a uma iluminação desconhecida ( $t$ ), pode ser representada como sendo observada sob uma iluminação canônica ( $t^c$ ), desde que se possua uma matriz de transformação entre as duas iluminações denominada  $B(t)$ . O resíduo da transformação entre as duas iluminações,  $\xi(t)$ , será considerado igual a zero, conforme sugerido em (FORSYTH, 1990).

Desta forma, a Equação 2.27 pode ser reescrita conforme exibido na Equação 3.1 (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a).

$$\mathbf{C} = \mathbf{T}\mathbf{D}, \quad (3.1)$$

onde  $\mathbf{T} = B^{-1}(t)$  é a matriz ( $n \times n$ ) de transformação entre iluminações,  $\mathbf{C} = \mathbf{c}(t^c)$  e  $\mathbf{D} = \mathbf{c}(t)$  matrizes ( $n \times M$ ) com as cores das imagens sob iluminação conhecida e desconhecida, respectivamente,  $n$  o número de sensores e  $M$  o número de pontos da imagem.

A matriz  $\mathbf{T}$  pode ser determinada desde que se conheça um ou mais pontos na cena. A

correção para  $m$  pontos conhecidos na cena é dada na Equação 3.2.

$$\mathbf{T} = \begin{cases} \text{diag}(\mathbf{c}^p)[\text{diag}(\mathbf{d}^p)]^{-1}, & m = 1 \\ [\mathbf{c}^{p_1}, \dots, \mathbf{c}^{p_n}][\mathbf{d}^{p_1}, \dots, \mathbf{d}^{p_n}]^{-1}, & m = n \\ [\mathbf{c}^{p_1}, \dots, \mathbf{c}^{p_m}][\mathbf{d}^{p_1}, \dots, \mathbf{d}^{p_m}]^{-}, & m > n \end{cases} \quad (3.2)$$

onde  $\mathbf{c}^{p_j} = [c_1^{p_j}, \dots, c_n^{p_j}]^T$  e  $\mathbf{d}^{p_j} = [d_1^{p_j}, \dots, d_n^{p_j}]^T$  são as cores da imagem do ponto fixo  $p_j$ ,  $j = 1, \dots, m$ , na cena sob iluminações canônica e desconhecida, respectivamente,  $\text{diag}(\mathbf{v})$  é a matriz diagonal com os elementos do vetor  $\mathbf{v}$  na diagonal principal, e  $[V]^{-} = V^T(VV^T)^{-1}$  é pseudo-inversa direita da matriz  $V$ . Note que para o caso  $m > n$ , a transformação  $\mathbf{T}$  minimiza o erro quadrático de correção de cor.

A qualidade da transformação, como pode ser visto na Equação 3.2, depende da quantidade de pontos que se conhece na cena. Em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a), realizou-se uma série de testes, com dados sintetizados por computador, conhecendo-se 1, 3 e 24 pontos na cena. Notou-se que situações onde se conhecia 24 pontos na cena foram as que apresentaram menores erros na transformação. Contudo, o desempenho em situações onde se conhecia apenas 3 pontos na cena apresentaram erros muito próximos às situações com 24 pontos conhecidos. Logo, concluiu-se que 3 pontos eram suficientes para estimar a matriz de transformação entre iluminantes. Para casos de testes reais, espera-se que o erro da transformação seja maior devido aos ruídos e não linearidades provocados pelos sensores e lentes da câmera no processo de captura da imagem. Sendo assim, um maior número de pontos conhecidos na cena pode ser necessário dependendo das condições de iluminação do ambiente, conforme verificado na Seção 3.3.

## 3.2 Justificativa do Método e de sua Utilização

Uma das limitações do procedimento de correção de cor por pontos conhecidos na cena é a necessidade do conhecimento prévio da cor de alguns pontos da imagem, quando submetidos a uma iluminação canônica conhecida. Contudo, essa restrição pode ser justificada pela chamada indeterminação do problema de constância de cor. Em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a), destaca-se a análise feita em (FINLAYSON; HORDLEY; HUBEL, 2001) sobre a natureza indeterminada do problema de constância de cor.

Considerando-se o modelo simplificado da Equação 2.12, percebe-se claramente que a mudança do espectro de potência da iluminação,  $e(i)$ , altera a resposta  $c_k$ , relativo ao sensor  $s_k(i)$  da câmera, para uma superfície com espectro de reflectância  $r(i)$ . Portanto, um algoritmo de constância de cor deve tornar a resposta do sensor da câmera,  $c_k$ , correlacionada com o espectro

de reflectância da superfície,  $r(i)$ , e descorrelacionado do espectro de potência da iluminação,  $e(i)$ . De certa forma, isso pode ser alcançado por meio da obtenção da estimativa da iluminação  $e(i)$  da cena, pois, de posse desta informação, é possível determinar a reflectância  $r(i)$ , que é uma característica da superfície invariante à iluminação.

Contudo, mesmo utilizando-se o modelo da Equação 2.12, o problema de constância de cor é de difícil solução. Considerando-se  $M$  superfícies na cena e que se utiliza uma câmera tricromática que represente a resposta de seus sensores no espaço de cor RGB,  $3M$  é o número de parâmetros conhecidos do problema. Considerando-se os espectros de reflectâncias das superfícies e o espectro de potência da iluminação com  $N$  amostras,  $(NM + N)$  é o número de parâmetros desconhecidos. Como pode se perceber, existem sempre mais parâmetros desconhecidos que conhecidos para solução do problema de constância de cor, independentemente do número de superfícies diferentes que existam na cena.

Felizmente, não é necessário obter os espectros da iluminação e das reflectâncias das superfícies. Normalmente, é suficiente representá-los pelas respostas dos sensores da câmera. A iluminação é representada pelas respostas dos sensores para uma visão difusa perfeita e as superfícies são representadas pelas respostas dos sensores para as superfícies sob iluminação canônica conhecida. Neste caso, o número de parâmetros desconhecidos é  $3M + 3$ , mas o problema continua indeterminado. Uma outra alternativa é remover a informação de intensidade luminosa das cores, utilizando-se apenas as coordenadas de cromaticidade do espaço de cor RGB para representar a cor. Neste caso, tem-se um espaço de cor bidimensional ao invés de tridimensional, sendo o número de parâmetros conhecidos igual a  $2M$  e o número de parâmetros desconhecidos igual a  $2M + 2$ . No entanto, o problema é similarmente indeterminado.

Para se resolver o problema de constância de cor, geralmente são feitas suposições sobre a cena presente na imagem capturada. Em alguns casos, supõe-se que exista uma superfície de cor branca na cena, reduzindo assim o número de parâmetros desconhecidos para  $3M$ , tornando o problema determinado. Outra suposição é considerar que a reflectância média das superfícies é acromática. Neste caso, a cor média da imagem é a cor da iluminação. Uma outra abordagem é usar modelos lineares dimensionais de ordem reduzida, onde a iluminação é representada por 3 parâmetros e a reflectância da superfície por 2. Outra estratégia pode ser a utilização de características físicas não abordadas no Capítulo 2, tais como, especularidades, sombras e iluminação mútua, de forma a obter informações sobre a iluminação da cena. O problema é que algumas dessas suposições são em geral ruins quando se está trabalhando com imagens reais, fazendo com que alguns algoritmos funcionem apenas em laboratórios, enquanto outros possuam baixo desempenho quando aplicados em imagens reais.

Portanto, dada a dificuldade para a solução do problema, a restrição de ter que se conhecer previamente a cor de pontos na imagem sob uma iluminação canônica conhecida torna-se uma alternativa atrativa para se trabalhar com imagens reais onde a maioria das suposições anteriores não é válida.

### 3.3 Resultados Experimentais

Nesta seção, serão apresentados os resultados experimentais relativos à análise do método de correção de cor por pontos conhecidos na cena. Os experimentos estarão dispostos da seguinte maneira:

1. Casos de testes com imagens geradas por computador;
  - (a) Obtenção das cores da GretagMacbeth<sup>TM</sup> ColorChecker Rendition Chart (GCRC) quando submetida à diferentes iluminações;
  - (b) Correção das cores de imagens capturadas com a cena sob influência de diferentes iluminações e comparação do erro de correção de cor com 1, 3 e 24 pontos conhecidos na cena.
2. Casos de teste com imagens reais capturadas por câmeras;
  - (a) Correção das cores de imagens capturadas por uma câmera com a cena sob influência de diferentes iluminações.
  - (b) *Tracking* de marcas coloridas em imagens com cores corrigidas e não corrigidas;
  - (c) Segmentação de marcas coloridas em imagens com cores corrigidas e não corrigidas.

Os termos "correção de cor" e "correção da iluminação" serão considerados equivalentes no decorrer dos experimentos. Isso se deve ao fato de se realizar uma correção da iluminação da imagem para uma iluminação canônica ao se realizar a correção das cores da imagem para cores considerando-se a cena submetida a uma iluminação canônica.

Para realização do primeiro caso de teste, utilizou-se a ferramenta para síntese e análise de cor desenvolvida em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a) e a linguagem GNU Octave com o pacote Octaveforge, por ser flexível, iterativa e suportar matrizes, além do fato de ter sido a linguagem empregada em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a). Dentre as diversas funcionalidades da ferramenta de síntese e análise de cor, as utilizadas neste trabalho são:

- Funções espectrais de reflectâncias da GCRC, cuja imagem pode ser vista na Figura 2.6 e por conveniência é novamente exibida na Figura 3.1;
- Espectros de potência de diferentes iluminações (CIE D65, incandescente, halógena 3500 K, halógena 4100 K, halógena 4700 K, fluorescente luz do dia, fluorescente branca fria e fluorescente branca morna);
- Funções de comparação de cor do observador padrão CIE (CMF XYZ 2°);
- Respostas espectrais relativas dos sensores da câmera SONY DCX930.
- Funções de síntese de cor e transformação entre espaços de cores.



Figura 3.1: GretagMacbeth™ ColorChecker Rendition Chart.

Para realização do segundo caso de teste, utilizou-se a linguagem de programação C++ juntamente com a biblioteca de visão computacional OpenCV, por ser gratuita, disponibilizada na internet, código aberto, testada e bem documentada. A escolha de uma outra linguagem de programação para realização do segundo caso de teste, deve-se ao fato de a linguagem de programação C++ apresentar desempenho superior ao GNU Octave quando o quesito analisado é tempo de execução. Na navegação de robôs, assunto do Capítulo 4, o tempo de execução do programa é primordial para a correta manipulação do robô em tempo real. Como o *tracking* de cores empregado nos experimentos deste capítulo será reutilizado no Capítulo 4, preferiu-se adotar uma linguagem com melhor desempenho computacional. Todas as funcionalidades da ferramenta de síntese e análise de cor, mencionadas anteriormente, foram adaptadas para o programa desenvolvido em C++ para a realização do segundo caso de teste.

Nos casos em que foram necessários obter a cor de superfícies representada no espaço de cores XYZ, utilizou-se a Equação 2.4 em sua forma amostrada, conforme apresentado em

(SHARMA, 2002) e exibido na Equação 3.3. Repare que  $\hat{x}$ ,  $\hat{y}$  e  $\hat{z}$  são as CMFs da Figura 2.3(b).

$$\begin{aligned} X &= k \sum_{i=0}^{N-1} \hat{x}(i)e(i)r(i)\Delta\lambda, \\ Y &= k \sum_{i=0}^{N-1} \hat{y}(i)e(i)r(i)\Delta\lambda, \\ Z &= k \sum_{i=0}^{N-1} \hat{z}(i)e(i)r(i)\Delta\lambda, \end{aligned} \quad (3.3)$$

onde  $e(i)$  é o espectro de potência da iluminação amostrado,  $r(i)$  o espectro de reflectância da superfície amostrado e  $\Delta\lambda$  o intervalo de amostragem. A constante  $k$ , exibida na Equação 3.4, normaliza as coordenadas  $X$ ,  $Y$  e  $Z$  de forma que uma superfície refletora perfeita<sup>1</sup> possua coordenada  $Y$  igual a 100.

$$k = \frac{100}{\sum_{i=0}^{N-1} \hat{y}(i)e(i)\Delta\lambda} \quad (3.4)$$

É importante mencionar que, em todos os experimentos deste trabalho, os espectros de potência das iluminações utilizadas foram normalizados de forma que suas luminâncias, ou seja, coordenadas  $Y$ , possuísem valores idênticos (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a). A Tabela 3.1 mostra a lista de iluminações utilizadas com suas respectivas abreviações.

Iluminação	Abreviação
CIE D65 - Luz do dia	D65
Incandescente	I
Halógena 3500 K	H1
Halógena 4100 K	H2
Halógena 4700 K	H3
Fluorescente luz do dia	FLD
Fluorescente branca fria	FBF
Fluorescente branca morna	FBM

Tabela 3.1: Lista de iluminações e abreviações.

### 3.3.1 Casos de Testes com Imagens Geradas por Computador

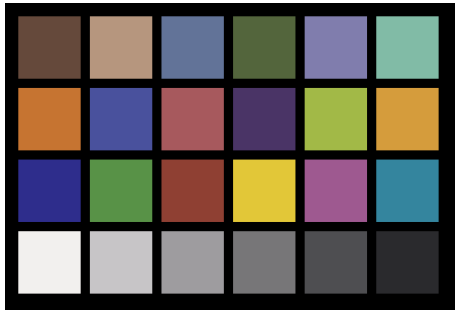
Nesta seção, será realizada uma análise de casos de testes com imagens sintetizadas por computador com o uso da teoria discutida no Capítulo 2.

<sup>1</sup>Uma superfície refletora perfeita possui espectro de reflectância unitário em todos os comprimentos de onda.

## **Obtenção das Cores da GretagMacbeth<sup>TM</sup> ColorChecker Rendition Chart para Diferentes Iluminações**

Utilizou-se a Equação 3.3 e as funções espectrais de reflectâncias da GCRC, para obter as cores das placas da GCRC representadas no espaço CIE XYZ quando submetidas às diferentes iluminações da Tabela 3.1. Em seguida, para fins de visualização, realizou-se a conversão das coordenadas do espaço CIE XYZ para o RGB HDTV, utilizando-se a Equação 2.6, e aplicou-se o fator de correção *gamma* padrão REC 709.

A Figura 3.2 exibe as imagens da GCRC sob a influência de diferentes iluminações. Repare que as cores apresentadas pelas superfícies das placas variam dependendo da iluminação a qual estão submetidas. Isso confirma a teoria de que uma superfície iluminada por espectros de potências diferentes possui cor registrada diferente para cada iluminação.



(a)



(b)



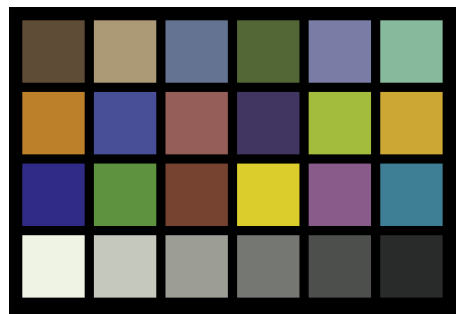
(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 3.2: GCRC submetida às iluminações (a) D65, (b) I, (c) H1, (d) H2, (e) H3, (f) FLD, (g) FBF e (h) FBM.



## Correção das Cores de Imagens Capturadas com a Cena sob Influência de Diferentes Iluminações e Comparação do Erro de Correção de Cor com 1, 3 e 24 Pontos Conhecidos na Cena

Para analisar a técnica de constância de cor estudada neste trabalho, assim como em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007b), geraram-se as cores das placas da GCRC para as diferentes iluminações da Tabela 3.1, utilizando, agora, a Equação 2.12 e a resposta do sensor da câmera SONY DXC930 presente na Figura 2.10. Para cada placa, os valores obtidos das respostas da câmera foram diferentes devido ao efeito da iluminação, assim como para o caso exposto na Figura 3.2.

Com a iluminação CIE D65 sendo escolhida para ser a iluminação canônica, gerou-se a matriz de transformação para cada iluminação utilizando-se a Equação 3.2. Foram consideradas 1, 3 e 24 cores de placas da GCRC conhecidas na cena. Em seguida, corrigiram-se as iluminações das placas para a iluminação canônica. Por fim, calcularam-se os erros normalizados das coordenadas  $R$ ,  $G$  e  $B$  da resposta da câmera antes e depois da correção. Vale a pena ressaltar que as coordenadas  $(R, G, B)$  obtidas por meio das respostas espectrais da câmera SONY DCX930 são diferentes das coordenadas  $(R, G, B)$  do sistema RGB HDTV, utilizado na exibição das imagens da Figura 3.2. A fórmula para cálculo do erro normalizado é apresentada na Equação 3.5 e os gráficos dos erros normalizados são exibidos da Figura 3.3 à Figura 3.6.

$$\begin{aligned} E_R &= \frac{||r_c - r||}{||r_c||}, \\ E_G &= \frac{||g_c - g||}{||g_c||}, \\ E_B &= \frac{||b_c - b||}{||b_c||}, \end{aligned} \tag{3.5}$$

sendo  $(r_c, g_c, b_c)$  e  $(r, g, b)$  as coordenadas RGB da resposta da câmera SONY DXC930 para a imagem com iluminação canônica e para imagem com iluminação corrigida, respectivamente.

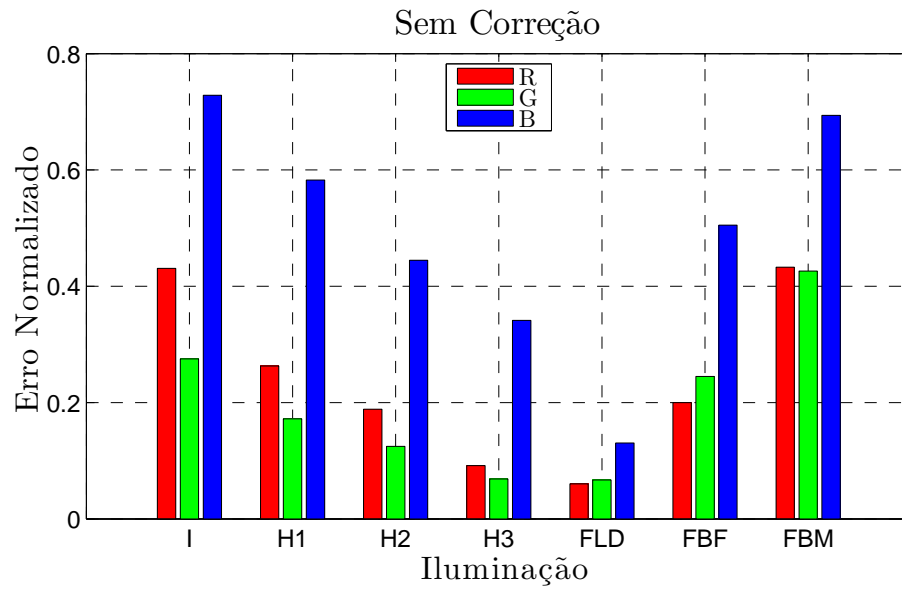


Figura 3.3: Erro normalizado entre as cores das placas da GCRC sob influência da iluminação CIE D65 e demais iluminações da Tabela 3.1.

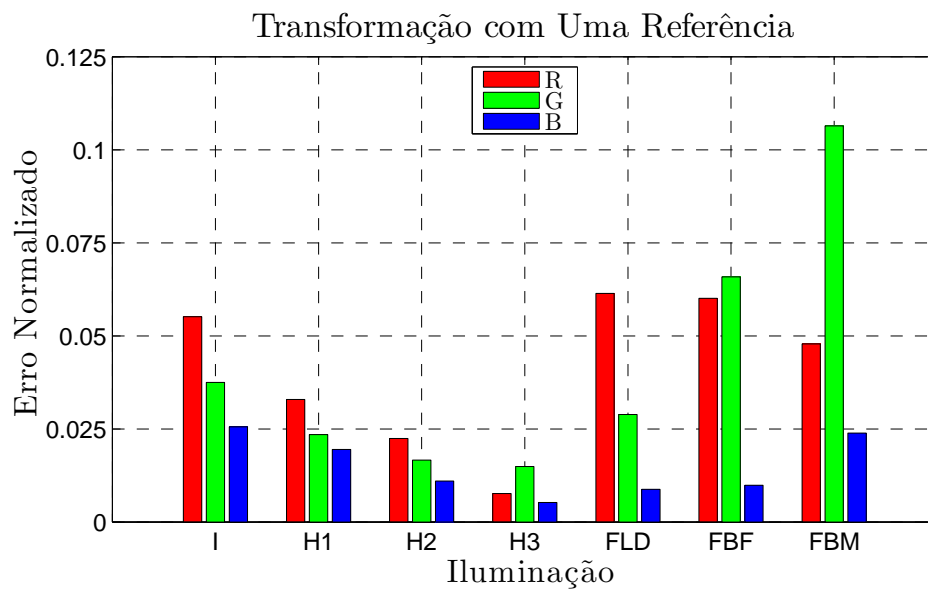


Figura 3.4: Erro normalizado entre as cores das placas da GCRC sob iluminação CIE D65 e corrigida para CIE D65 com a cor de 1 placa conhecida previamente.

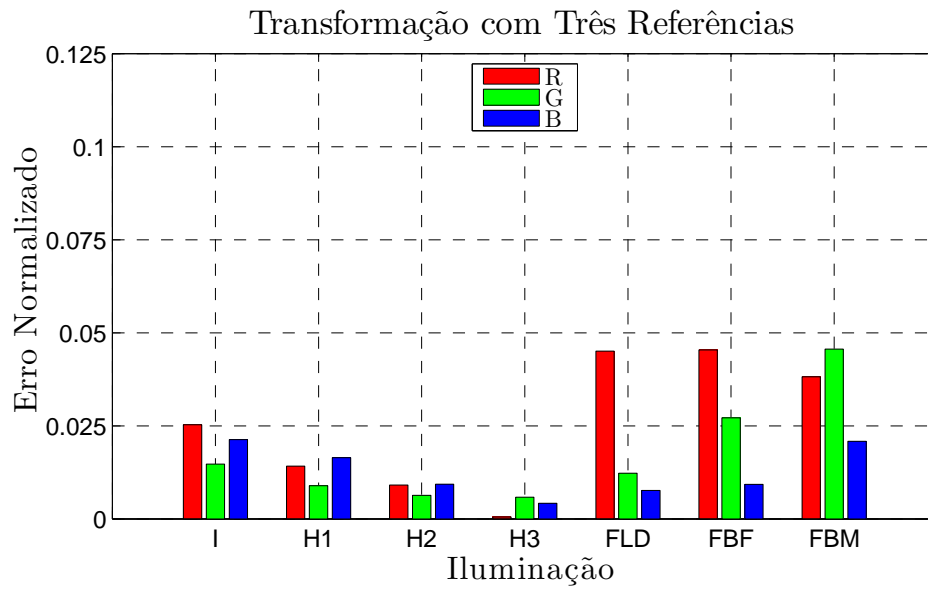


Figura 3.5: Erro normalizado entre as cores das placas da GCRC sob iluminação CIE D65 e corrigida para CIE D65 com a cor de 3 placas conhecidas previamente.

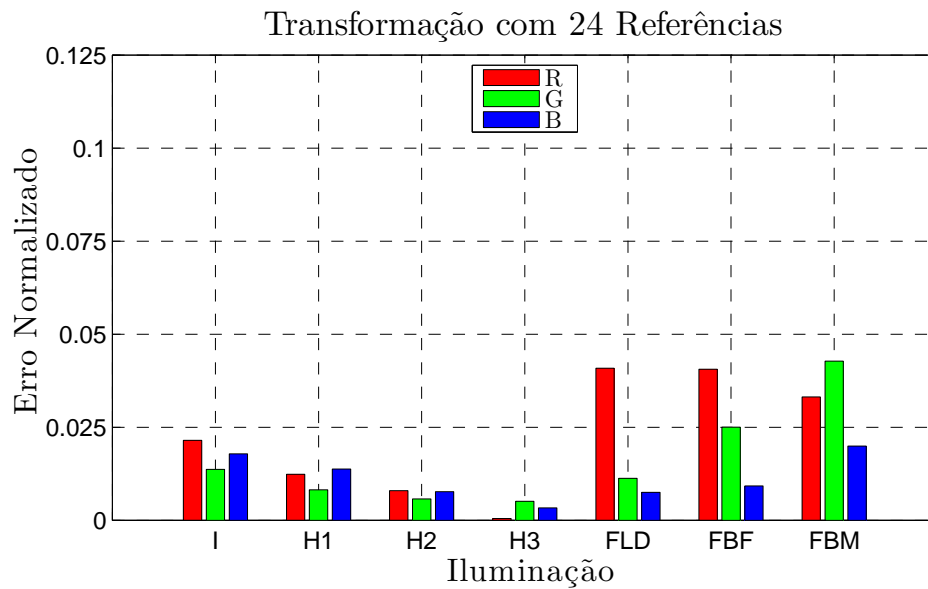


Figura 3.6: Erro normalizado entre as cores das placas da GCRC sob iluminação CIE D65 e corrigida para CIE D65 com a cor de 24 placas conhecidas previamente.

Repare na Figura 3.3 que, sem aplicar a correção, os erros normalizados possuem valores muito altos. Isso acontece pois está se calculando o erro entre duas placas submetidas a iluminações diferentes. Aplicando-se a correção das iluminações para a iluminação canônica CIE D65,

os erros apresentados nas Figuras 3.4, 3.5 e 3.6 são menores. Repare ainda que, quanto maior a quantidade de pontos conhecidos na cena, menor é o erro normalizado. Contudo, conforme já havia sido apresentado em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a), a correção para 3 e 24 pontos conhecidos na cena apresentam erros normalizados com valores muito próximos.

Para fins de visualização, para todas as imagens corrigidas para a iluminação CIE D65, transformaram-se as coordenadas  $R$ ,  $G$  e  $B$ , das respostas da câmera SONY DXC930, para o espaço de cores CIE XYZ e, em seguida, para o RGB HDTV com correção de *gamma* padrão REC709. A transformação entre as respostas da câmera SONY DXC930 e o espaço de cor CIE XYZ foi estimada a partir das coordenadas  $R$ ,  $G$  e  $B$ , da resposta da câmera SONY DXC930, e  $X$ ,  $Y$  e  $Z$ , do espaço de cor CIE XYZ, todas relativas à GCRC sob influência da iluminação CIE D65. Sendo assim, obteve-se uma transformação entre o espaço RGB da câmera SONY DXC930 e CIE XYZ, válida apenas para a GCRC sob influência da iluminação CIE D65. A transformação entre os espaços de cor CIE XYZ e RGB HDTV foi realizada utilizando a Equação 2.6

A Figura 3.7 mostra as imagens da GCRC com iluminações corrigidas para a iluminação CIE D65 com três pontos conhecidos previamente. Repare que as cores das placas, que eram diferentes na Figura 3.2, agora são mais próximas das cores da Figura 3.2(a), que é a imagem das placas sob influência da iluminação canônica CIE D65.

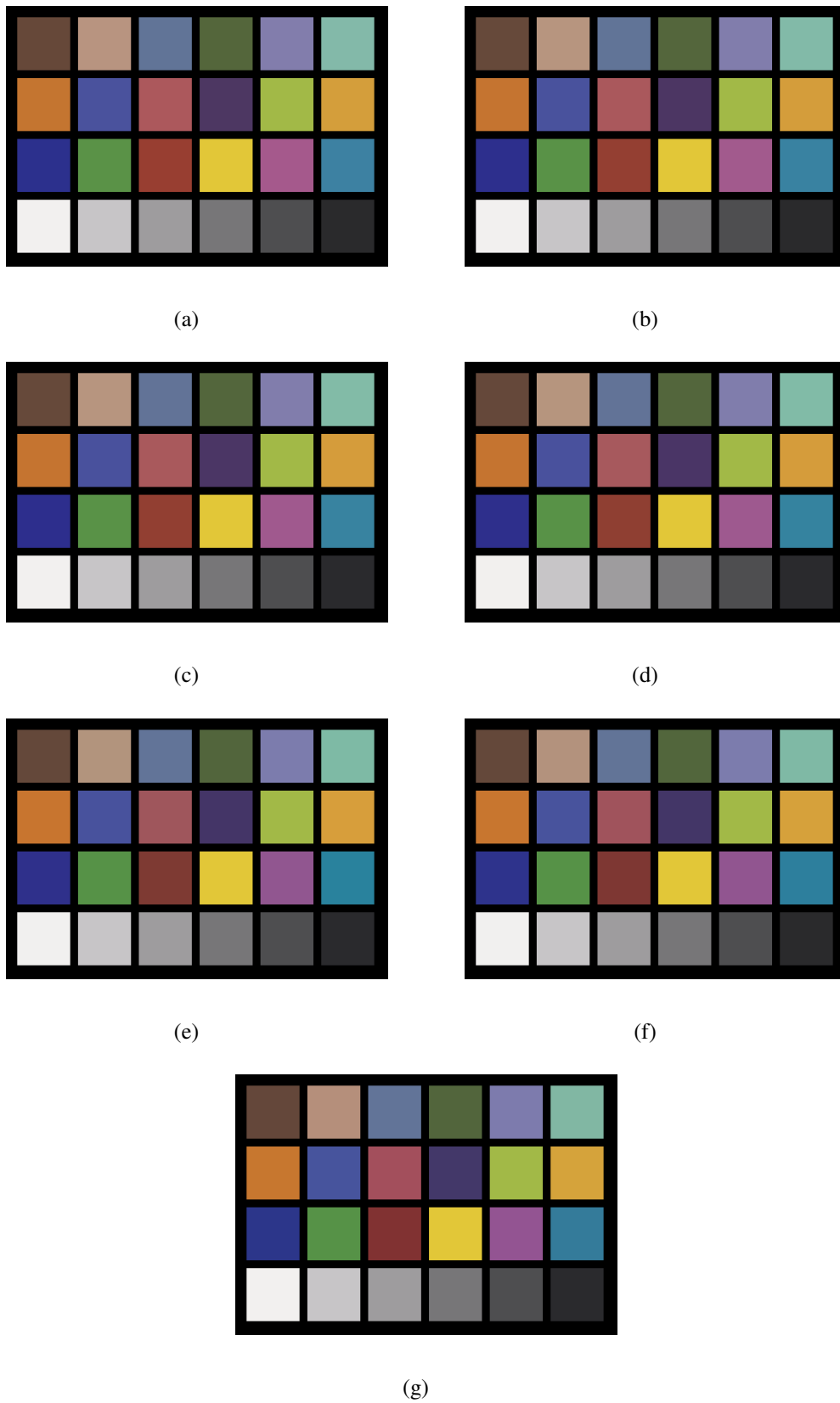


Figura 3.7: GCRC com iluminações convertidas para CIE D65 a partir das iluminações (a) I, (b) H1, (c) H2, (d) H3, (e) FLD, (f) FBF e (g) FBM.

### 3.3.2 Casos de Testes com Imagens Reais

Nesta seção, será realizada uma análise de casos de testes com imagens reais capturadas por uma câmera, utilizando a teoria discutida no Capítulo 2.

#### Correção das Cores de Imagens Capturadas por uma Câmera com a Cena sob Influência de Diferentes Iluminações

Utilizou-se a câmera GUPPY F-033C para capturar as imagens nos experimentos desta seção. Em todas as imagens capturadas, a GCRC está sempre posicionada em um ponto conhecido, de maneira que seja possível medir as cores de suas placas (Figura 3.8). Desta forma, sempre é possível medir as cores das placas da GCRC sob influência da iluminação desconhecida da cena.



Figura 3.8: Exemplo de imagem utilizada nos experimentos.

Em seguida, com a iluminação CIE D65 sendo escolhida para ser a iluminação canônica, geraram-se as cores de todas as placas da GCRC quando submetida à iluminação canônica, utilizando-se a Equação 3.3 e as funções de reflectância espectral das placas da GCRC. Desta forma, obtiveram-se as coordenadas  $X$ ,  $Y$  e  $Z$  de todas as placas da GCRC quando submetidas à iluminação canônica. Por fim, realizou-se a conversão dessas coordenadas do espaço CIE XYZ para o RGB HDTV, utilizando-se a Equação 2.6, e aplicou-se o fator de correção *gamma* padrão REC 709.

De posse das cores das placas da GCRC sob efeito da iluminação desconhecida, obtidas por meio da imagem capturada pela câmera, e das cores das placas sob efeito da iluminação canô-

nica, geradas por computador, pode-se estimar a matriz de transformação entre a iluminação desconhecida e a iluminação canônica CIE D65. Contudo, é importante ressaltar que, diferente dos casos de teste da Seção 3.3.1, onde se possuía as respostas espectrais da câmera SONY DXC930, utilizadas para sintetizar as cores das placas naquela seção, as respostas espectrais da câmera GUPPY F-033C não foram obtidas. Desta forma, ao invés de se gerarem as cores das placas da GCRC submetidas à iluminação canônica utilizando as respostas espectrais da câmera GUPPY F-033C, geraram-se as cores das placas utilizando as CMFs do espaço de cor CIE XYZ, conforme mencionado no parágrafo anterior. Essa abordagem pode gerar um aumento do resíduo  $\xi(t)$  presente na Equação 2.27, prejudicando a suposição de que o resíduo  $\xi(t)$  é zero na Equação 3.1. Isto se deve ao fato da Equação 2.27 prever que as coordenadas das cores dos pontos conhecidos na cena, sobre influência das iluminações desconhecida e canônica, foram geradas por sensores com respostas espectrais idênticas. Uma alternativa para minimizar esse problema é a realização da caracterização<sup>2</sup> da câmera empregada. Contudo, esse processo é complexo e não é prático de ser realizado toda vez que a câmera do sistema de visão for alterada. Sendo assim, desde que os erros de correção de cor sejam pequenos, é preferível a não utilização das respostas espectrais da câmera utilizada. Apenas se as respostas espectrais da câmera estivessem previamente disponíveis e os erros de correção de cor fossem intoleráveis, fato que não ocorre neste trabalho, as respostas espectrais da câmera deveriam ser empregada de forma a tentar diminuir os erros de correção de cor. Neste caso, as cores das placas da GCRC, submetidas à iluminação D65, deveriam ser geradas utilizando as respostas espectrais da câmera ao invés de se utilizar as CMFs do espaço de cor CIE XYZ.

Durante a realização de um experimento, todos os parâmetros da câmera como, por exemplo, exposição (*exposure*) e balanço de branco (*white balance*), são mantidos fixos, evitando a variação das respostas espectrais dos sensores da câmera e uma consequente oscilação no valor do ruído  $\xi(t)$ , presente na Equação 2.27.

Em resumo, os passos do processo de correção da iluminação da imagem são:

1. Captura da imagem por meio da câmera;
2. Cálculo da média das cores das placas da GCRC, presentes na imagem do passo anterior, que são utilizadas no processo de estimação da matriz de transformação entre iluminações.
3. Obtenção da matriz de transformação entre iluminações por meio das médias das cores

---

<sup>2</sup>Caracterização da câmera é o processo de obtenção das respostas espectrais de seus sensores, por meio da captura de imagens de ambientes com iluminações conhecidas (BARNARD; FUNT, 2002).

das placas do passo anterior, das cores das placas sob efeito da iluminação canônica geradas por computador e da Equação 3.2.

4. Aplicação da matriz de transformação entre iluminações a todos os píxeis da imagem do passo 1, obtendo assim uma imagem com iluminação corrigida para a iluminação canônica.

Para análise do desempenho do procedimento de constância de cor, neste capítulo, são apresentadas duas aplicações: *tracking* e segmentação de cores. Em ambas as aplicações, as iluminações das imagens foram propositalmente variadas para testar a robustez do procedimento de correção de cor. Para variar a iluminação das imagens, utilizou-se um projetor de maneira a gerar iluminações com cores diferentes e luminâncias aproximadamente iguais.

### ***Tracking* de Marcas Coloridas em Imagens com Iluminação Corrigida e Não Corrigida**

Para a realização do *tracking*, utilizou-se a função *camshift()* disponibilizada pela biblioteca de visão computacional OpenCV. Esta função fornece a posição de um objeto colorido em cada imagem, de um fluxo de imagens, dado o histograma e a posição inicial do objeto na primeira imagem do fluxo. O Apêndice A aborda brevemente o funcionamento da função *camshift()*, bem como detalhes do *tracking* utilizado neste trabalho.

## **Experimento 1**

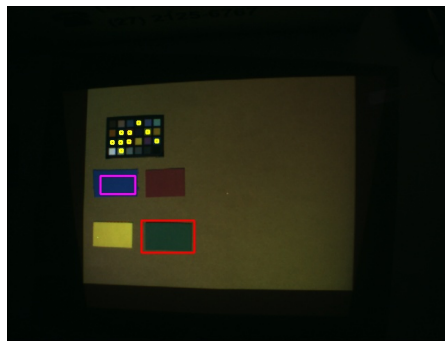
Neste experimento, realizou-se o *tracking* da marca colorida verde em imagens com iluminação variável e em imagens com iluminações corrigidas para uma iluminação canônica. Para gerar as iluminações das cenas das imagens, utilizou-se um projetor. Foram criados *slides* para serem exibidos nesse projetor com as cores cinza, vermelho, verde e azul, além de um slide de cor aproximadamente preta. As coordenadas  $R$ ,  $G$  e  $B$  das cores cinza, vermelho, verde e azul foram ajustadas de maneira que, quando exibidas pelo projetor, gerassem iluminações com luminâncias aproximadamente iguais. Para isso, utilizou-se a Equação 3.6 para escolher as coordenadas  $R$ ,  $G$  e  $B$  dessas cores. A Equação 3.6 mostra a obtenção da coordenada  $Y$  do espaço CIE XYZ a partir das coordenadas  $R$ ,  $G$  e  $B$  do espaço de cores sRGB. Conforme mencionado anteriormente, o espaço CIE XYZ foi construído de forma que sua coordenada  $Y$  estivesse relacionada com conceito de luminância. O espaço sRGB pode ser encontrado como modo de representação de cores de alguns projetores, por isso foi utilizada uma equação para se obter a luminância a partir das coordenadas desse espaço. Além disso, mesmo que o projetor utilize



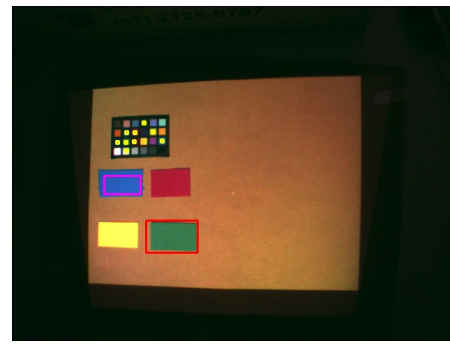
outro espaço de cor RGB para representação das cores, a diferença entre as luminâncias das iluminações será relativamente pequena para as aplicações deste experimento, caso se utilize a Equação 3.6.

$$Y = R \, 0.2126 + G \, 0.7152 + B \, 0.0722. \quad (3.6)$$

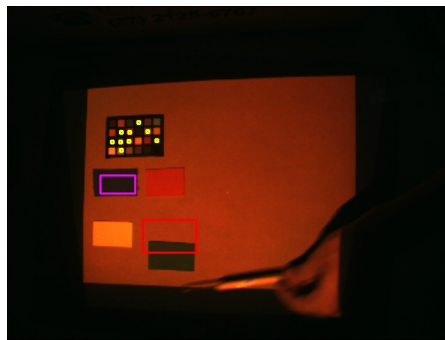
Neste primeiro experimento, realizou-se o *tracking* de um papel verde nas imagens com iluminação corrigida e não corrigida. A Figura 3.9 mostra a realização do *tracking* durante o procedimento de variação da iluminação da cena. Repare que as cores nas imagens corrigidas são aproximadamente mais constantes que nas imagens não corrigidas.



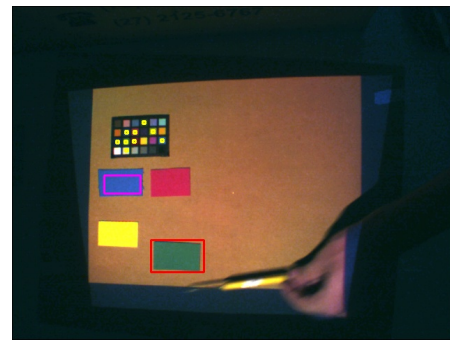
(a)



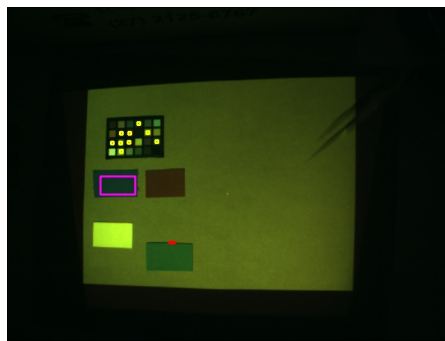
(b)



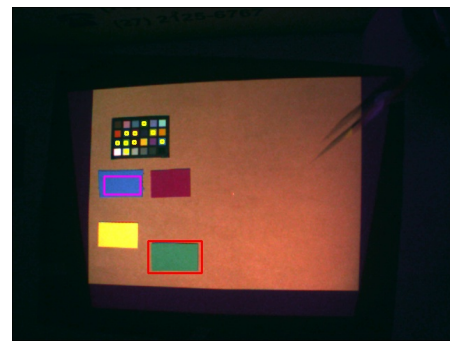
(c)



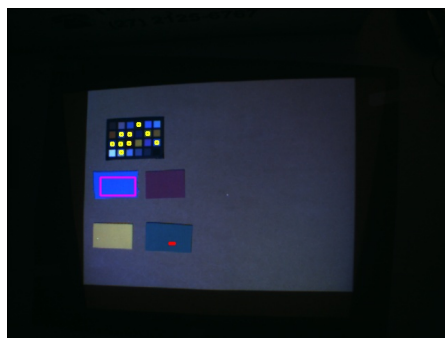
(d)



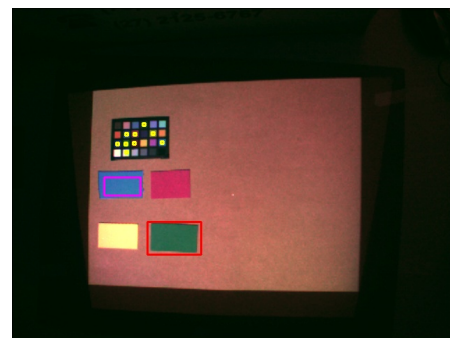
(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 3.9: Imagens com iluminações (a) cinza, (c) vermelho, (e) verde e (g) azul e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65.

Observe que o *tracking*, indicado pelo retângulo vermelho, é realizado corretamente nas imagens corrigidas, apresentando falhas nas imagens não corrigidas. A falha do *tracking* nas imagens não corrigidas sugere que a cor do objeto sobre o qual se realiza o *tracking* varia.

O retângulo rosa delimita uma região fixa, da qual se calcula o histograma, para verificar se a correção da iluminação mantém a cor dessa região aproximadamente constante. A Figura 3.10 mostra os histogramas da região dentro do retângulo rosa, para as imagens não corrigida e corrigida, em alguns instantes ao longo da execução do programa. Esses histogramas foram calculados utilizando apenas o canal H das cores das imagens representadas no espaço de cores HSV. É importante mencionar que, devido ao fato desses histogramas serem divididos em 16 cores principais, todas as cores com valor de canal H compreendido entre  $135^\circ$  e  $157.5^\circ$ , por exemplo, são classificadas como histograma de cor 7. Isso significa que duas cores classificadas como possuindo mesmo histograma podem não possuir valores de canal H exatamente iguais. Além disso, duas cores classificadas como possuindo histogramas adjacentes, podem possuir valores de canal H muito próximos. A Tabela 3.2 resume a representação de cor do histograma relativo ao canal H utilizado neste trabalho. Vale ressaltar que os histogramas relativos ao canal H foram divididos pela cor de maior ocorrência e, em seguida, representados no intervalo de ocorrências [0, 255]. As cores dos histogramas classificadas como 1 e 16 são adjacentes devido a forma de representação angular do canal H. É importante comentar também que, os histogramas relativos aos canais S, V, R, G e B, utilizados neste capítulo, são divididos pelo número de píxeis da imagem e, em seguida, representados no intervalo de ocorrências [0, 255]. A representação no intervalo de ocorrências [0, 255] é uma decisão de projeto, de forma que qualquer intervalo de ocorrências poderia ser utilizado.

















Cor	Número	Intervalo Canal H
	1	$0^\circ - 22.5^\circ$
	2	$22.5^\circ - 45^\circ$
	3	$45^\circ - 67.5^\circ$
	4	$67.5^\circ - 90^\circ$
	5	$90^\circ - 112.5^\circ$
	6	$112.5^\circ - 135^\circ$
	7	$135^\circ - 157.5^\circ$
	8	$157.5^\circ - 180^\circ$
	9	$180^\circ - 202.5^\circ$
	10	$202.5^\circ - 225^\circ$
	11	$225^\circ - 247.5^\circ$
	12	$247.5^\circ - 270^\circ$
	13	$270^\circ - 292.5^\circ$
	14	$292.5^\circ - 315^\circ$
	15	$315^\circ - 337.5^\circ$
	16	$337.5^\circ - 360^\circ$

Tabela 3.2: Representação de cores do histograma relativo ao canal H.

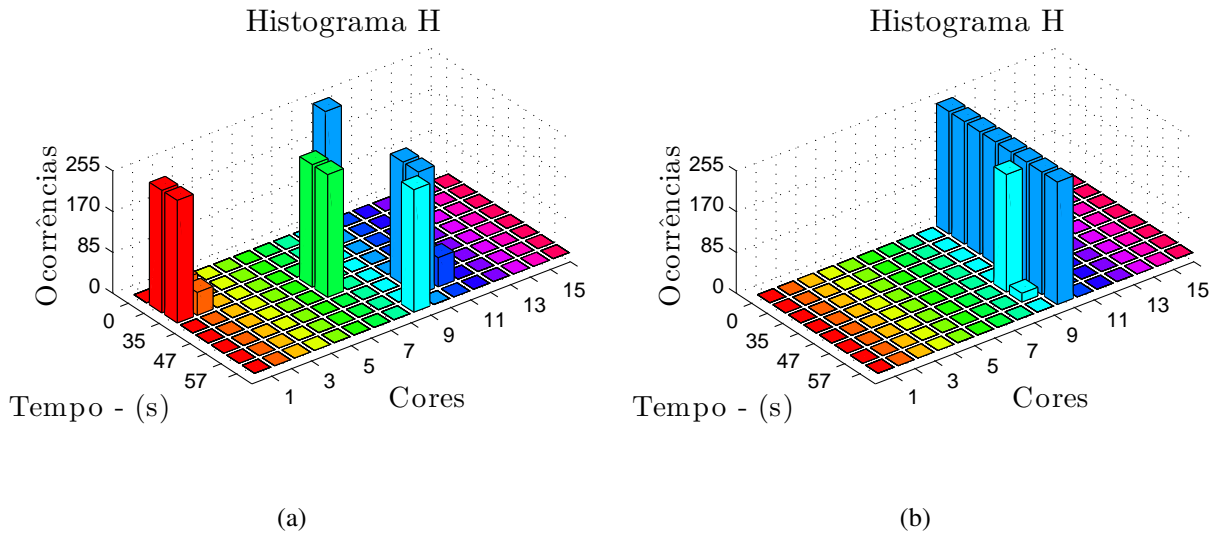
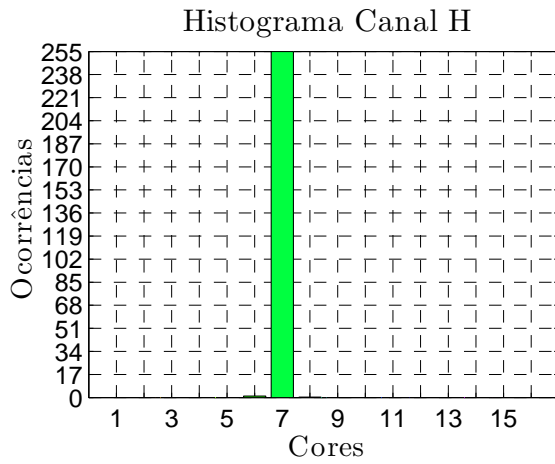


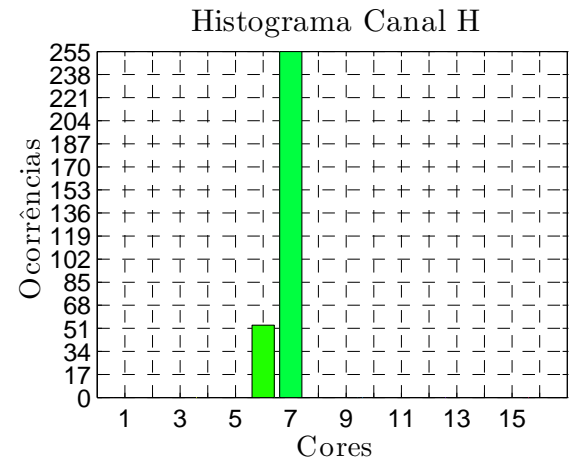
Figura 3.10: Histograma do canal H da região fixa nas imagens (a) não corrigida e (b) corrigida.

Repare que no instante  $t_2 = 35$  s, com a atuação da iluminação vermelha, o histograma medido dentro do retângulo rosa é relativo à cor vermelha na imagem não corrigida, enquanto na imagem corrigida é relativo à cor azul. Desta forma, a correção da iluminação funcionou adequadamente neste caso. Pode-se observar também que no instante  $t_4 = 47$  s, com a cena sob influência da iluminação verde, a cor capturada pela câmera dentro do retângulo rosa é predominantemente verde na imagem não corrigida e azul na imagem corrigida. Repare ainda que a iluminação azul não altera significativamente a cor dentro do retângulo rosa, provavelmente devido ao fato dessa região ser originalmente azul. No último instante do gráfico da Figura 3.10, com a cena submetida a uma iluminação com baixa intensidade luminosa, o valor do canal H do papel colorido azul sofre uma variação da cor 10 para a cor 9.

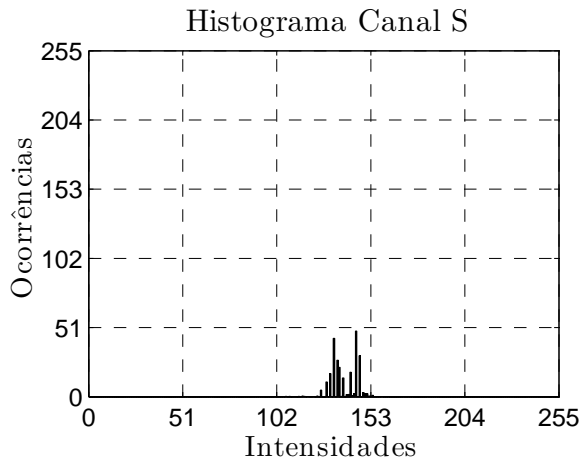
A Figura 3.11 exibe os histogramas dos canais H, S e V, relativos ao papel verde sobre o qual se realiza o *tracking* nas imagens das Figuras 3.9(a) e 3.9(b).



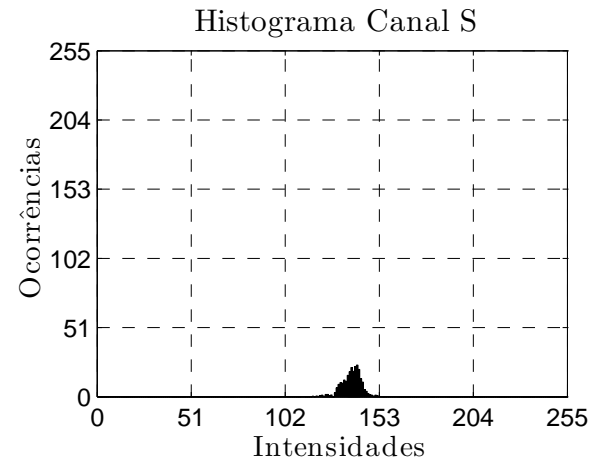
(a)



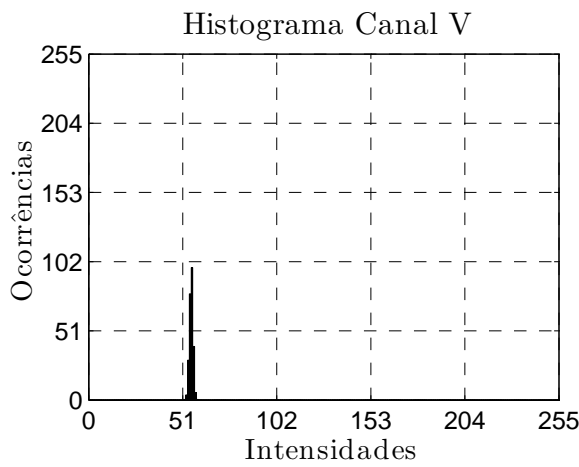
(b)



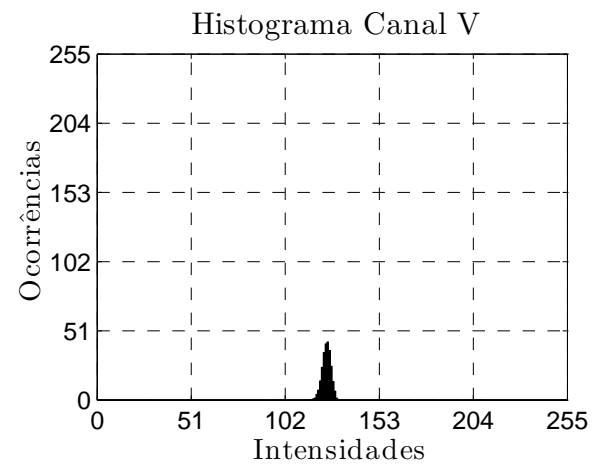
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 3.11: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 3.9(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 3.9(b).

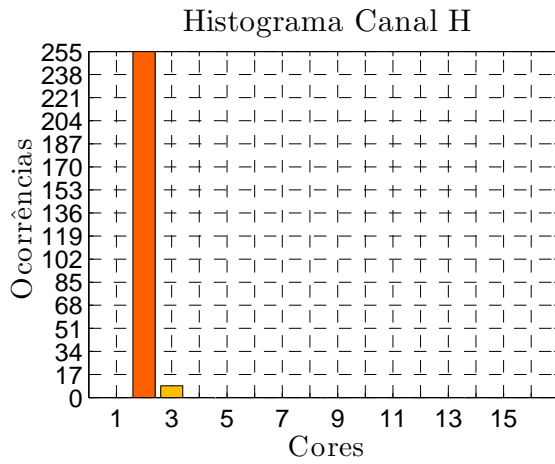
As Figuras 3.12, 3.13 e 3.14 mostram os histogramas H, S e V, respectivamente, das Figuras 3.9(c), Figuras 3.9(d), Figuras 3.9(e), Figuras 3.9(f), Figuras 3.9(g) e Figuras 3.9(h). Repare, comparando as Figuras 3.12, 3.13 e 3.14 com a Figura 3.11, que os histogramas relativos ao canal H variam para as imagens não corrigidas e não variam significativamente para as imagens corrigidas. Os histogramas S e V apresentam comportamento similar, contudo, para as imagens corrigidas existe uma maior variação nos histogramas S e V do que no H. Essa variação ocorre devido ao erro de correção da iluminação. Esse erro pode ser melhor compreendido analisando-se os histogramas das coordenadas R, G e B, tendo em vista que a transformação entre iluminações se realiza no espaço de cores RGB.

A Figura 3.15 exhibe os histogramas dos canais R, G e B, relativos ao papel verde sobre o qual se realiza o *tracking* nas imagens das Figuras 3.9(a) e 3.9(b). Além disso, as Figuras 3.16, 3.17 e 3.18 mostram os histogramas R, G e B, respectivamente, das Figuras 3.9(c), Figuras 3.9(d), Figuras 3.9(e), Figuras 3.9(f), Figuras 3.9(g) e Figuras 3.9(h).

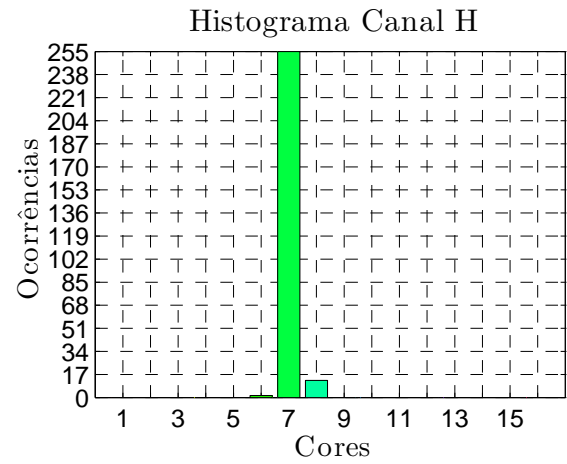
Analisando primeiramente os histogramas relativos ao canal R, por meio das Figuras 3.15 e 3.16, percebe-se que o procedimento de constância de cor foi executado de maneira adequada, mantendo os histogramas das imagens corrigidas em torno dos mesmos valores. Contudo, pode-se perceber que a correção de cor apresenta um erro, conforme verificado na Seção 3.3.1. Este erro provavelmente é causado pelo resíduo  $\xi(t)$  presente na Equação 2.27. O valor deste resíduo pode ter sido aumentado, devido ao fato de não se estar utilizando as respostas espectrais dos sensores da câmera, para gerar as cores dos pontos conhecidos na cena sob a influência da iluminação canônica.

Analisando os histogramas relativos aos canais G e B, por meio das Figuras 3.15, 3.17 e 3.18, percebe-se que as imagens corrigidas possuem histogramas com valores mais próximos de seu valor inicial quando comparado com os das imagens não corrigidas. É claro que existe um erro no processo de correção de cor e não se espera com esse procedimento obter imagens corrigidas idênticas. O objetivo da correção de cor é tentar diminuir ao máximo o efeito que a mudança de iluminação gera nas cores das imagens.

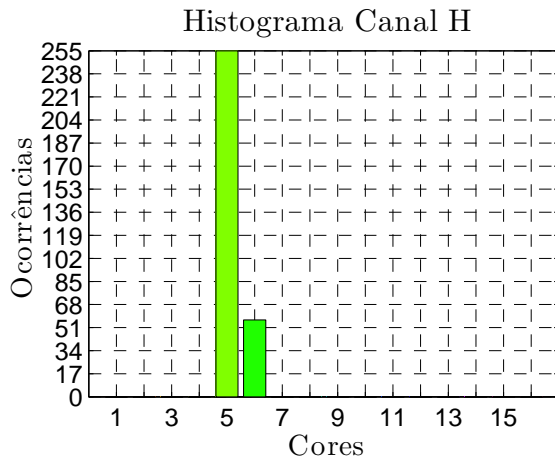
Vale ressaltar que, mesmo utilizando o espaço de cor HSV, mais robusto à variação da iluminação que o RGB, as imagens não corrigidas apresentam variação da sua informação de cor. Desta forma, é normal que o *tracking* não funcione neste caso. Nas imagens corrigidas, mesmo existindo erros na correção das coordenadas (R,G,B) das cores, esses erros não são suficientemente grandes para provocar uma variação significativa do canal H do espaço de cores HSV. Por isso, a utilização desse espaço de cor atrelado ao procedimento de constância de cor torna o *tracking* de cores mais robusto.



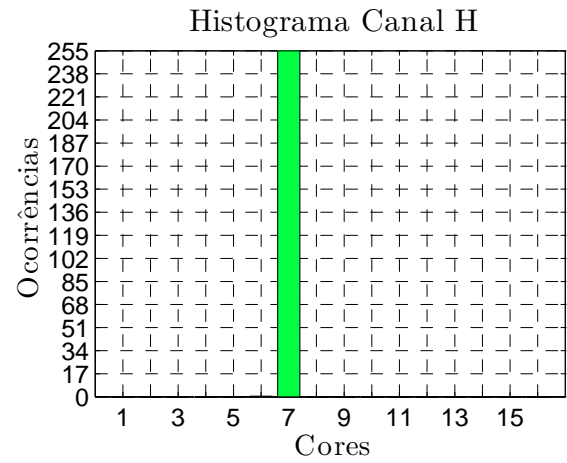
(a)



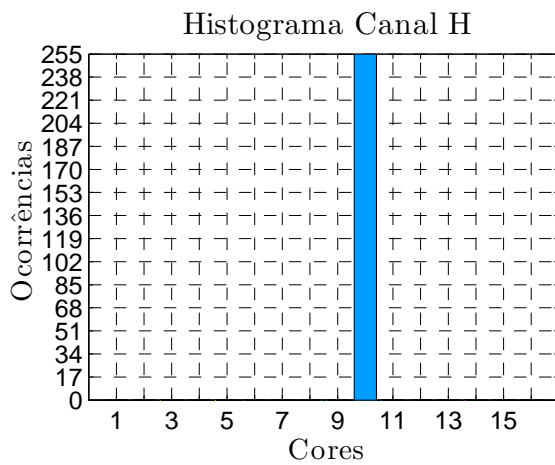
(b)



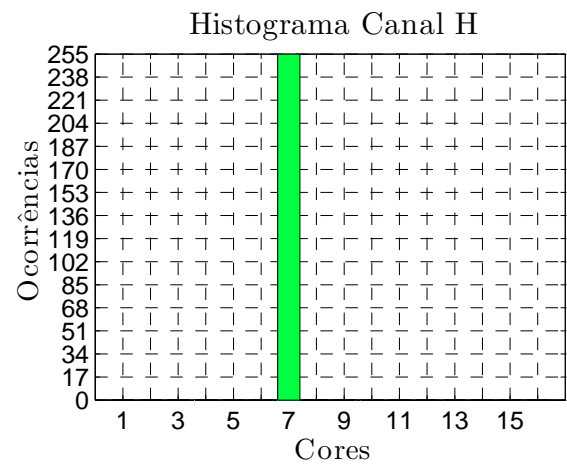
(c)



(d)

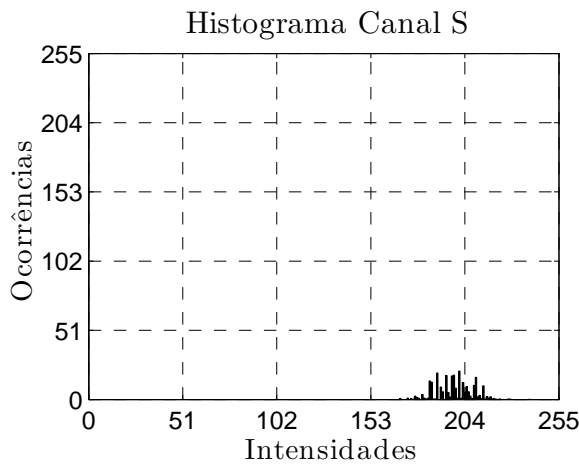


(e)

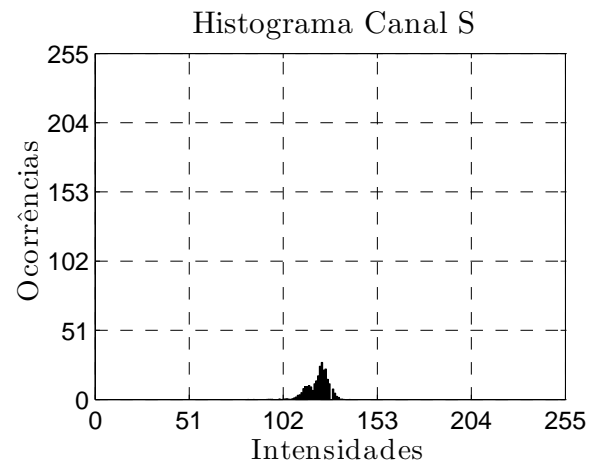


(f)

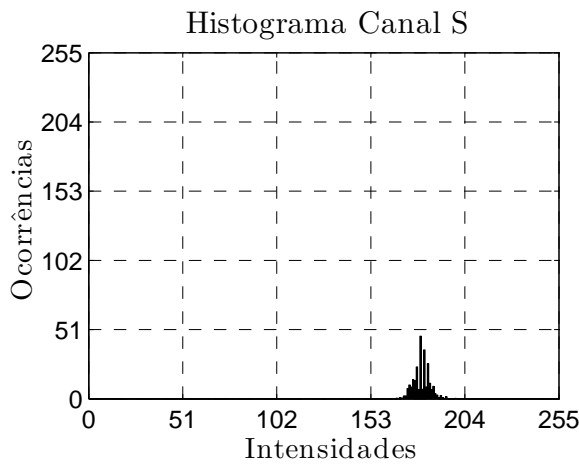
Figura 3.12: Histogramas do canal H das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h).



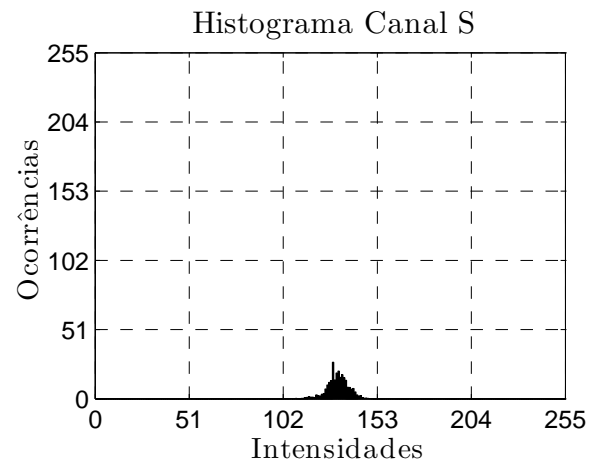
(a)



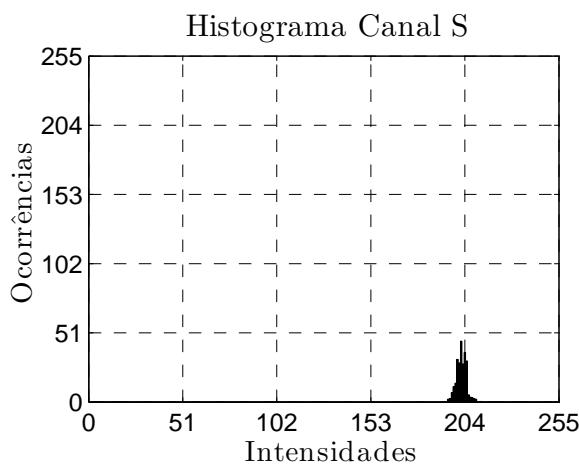
(b)



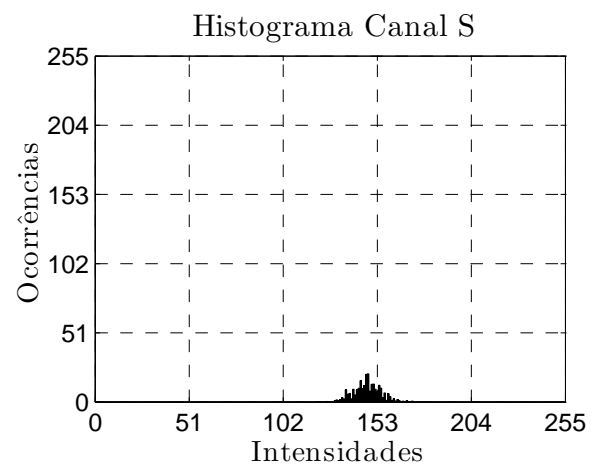
(c)



(d)



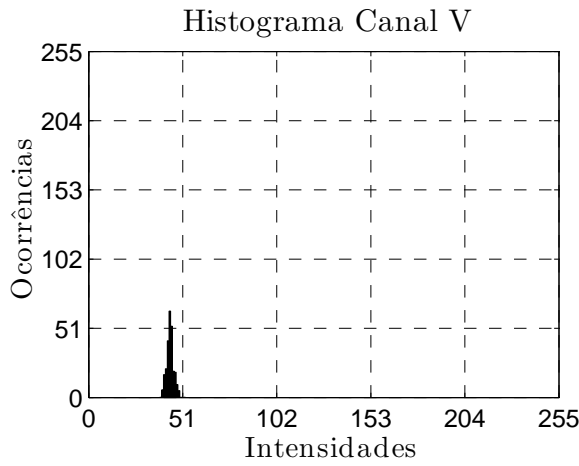
(e)



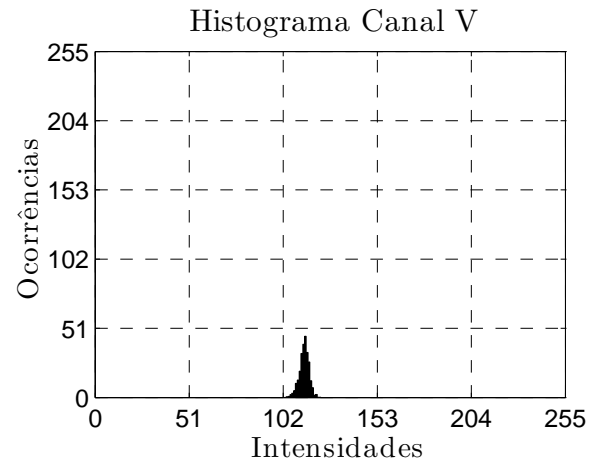
(f)

Figura 3.13: Histogramas do canal S das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h).

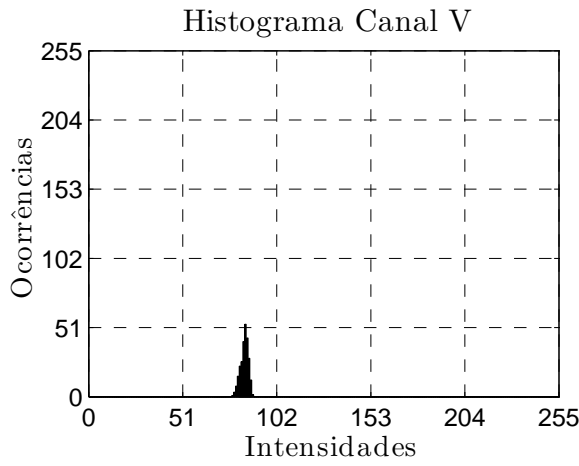




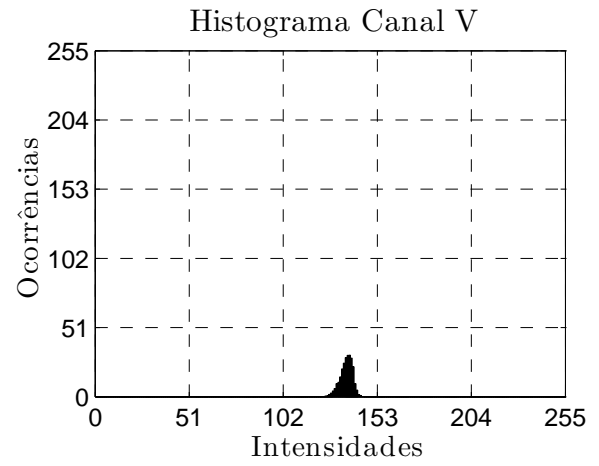
(a)



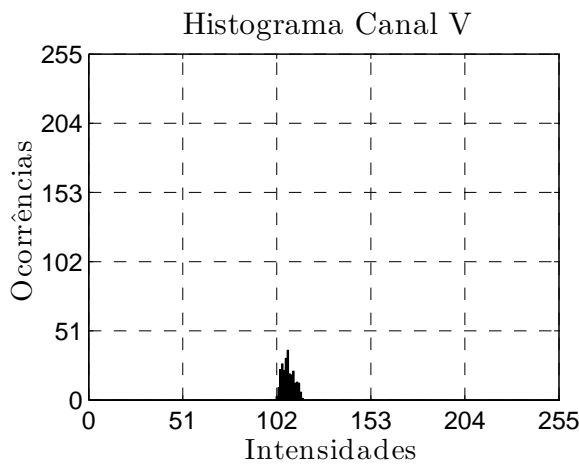
(b)



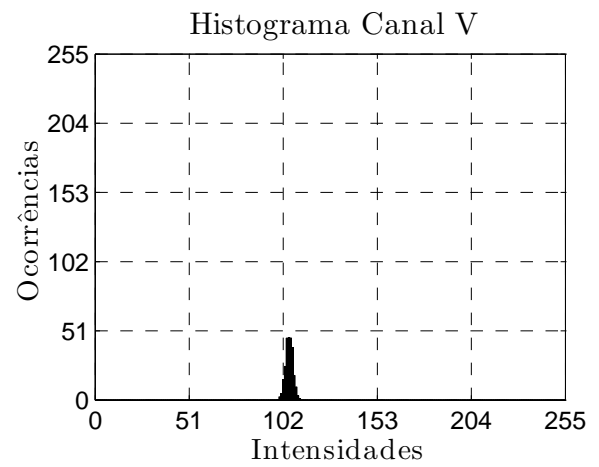
(c)



(d)

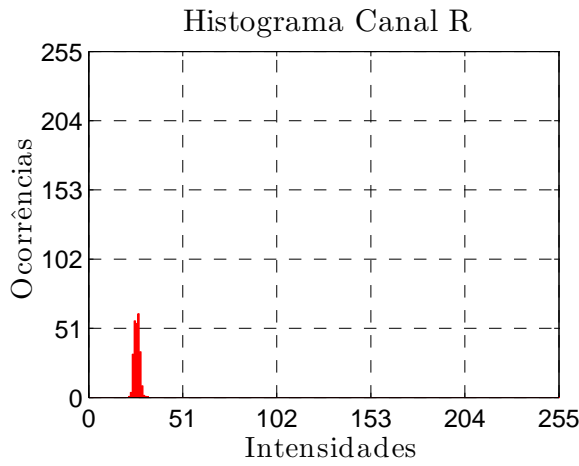


(e)

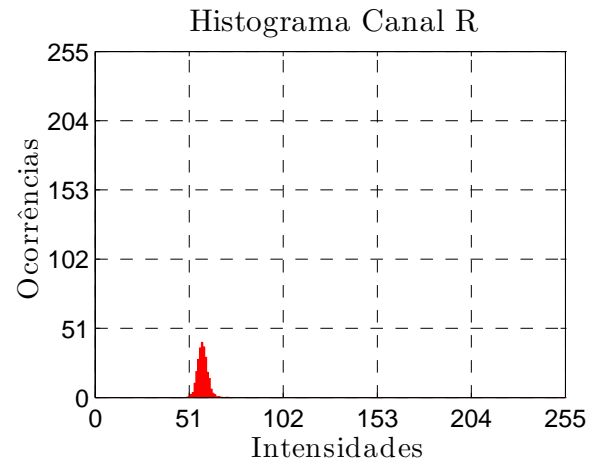


(f)

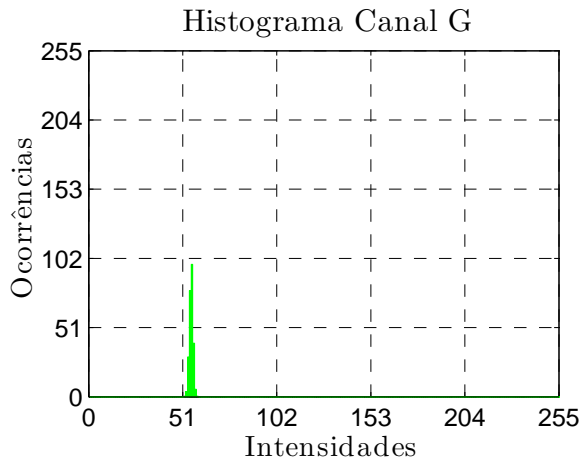
Figura 3.14: Histogramas do canal V das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h).



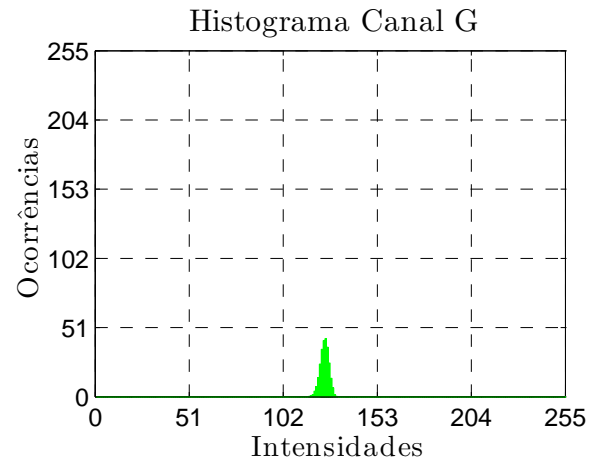
(a)



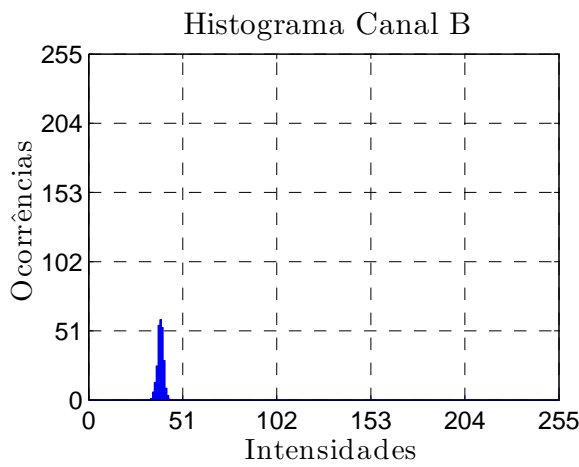
(b)



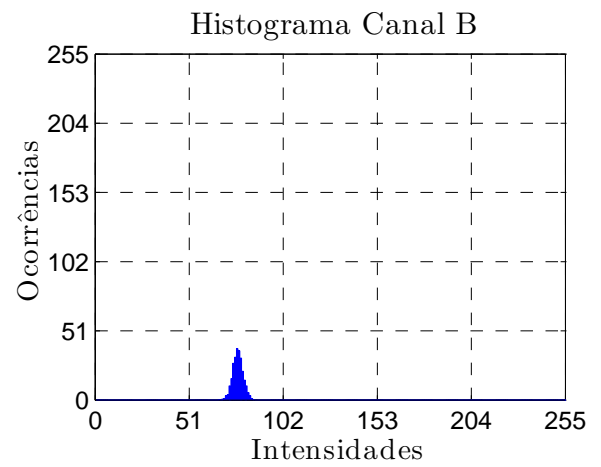
(c)



(d)

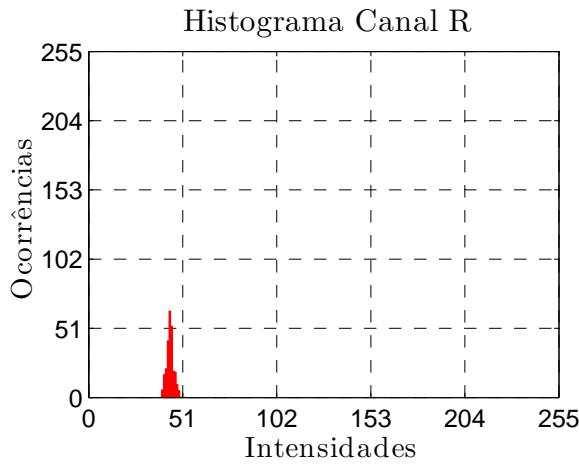


(e)

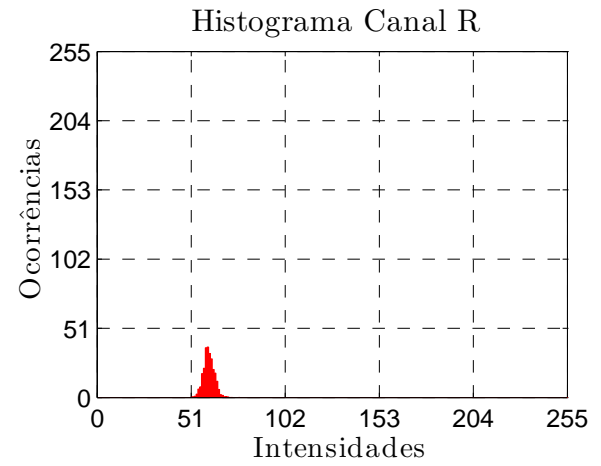


(f)

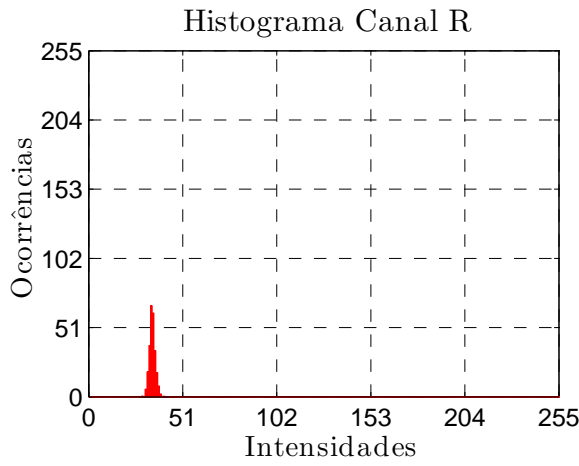
Figura 3.15: Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 3.9(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 3.9(b).



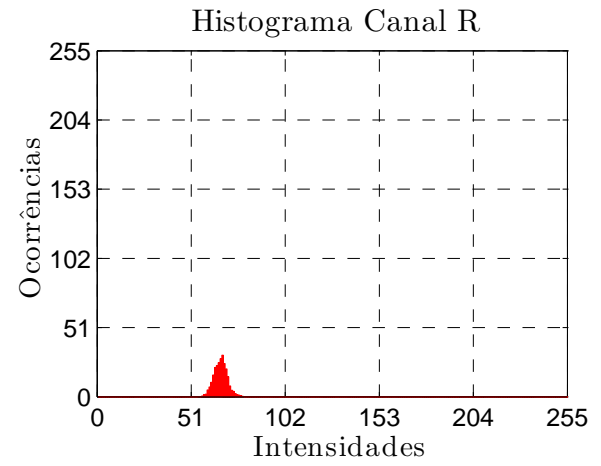
(a)



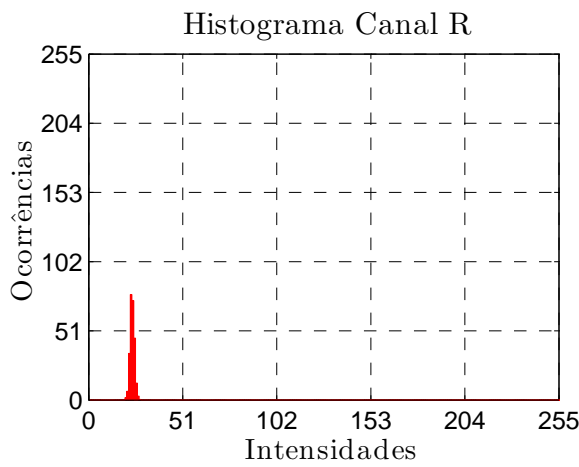
(b)



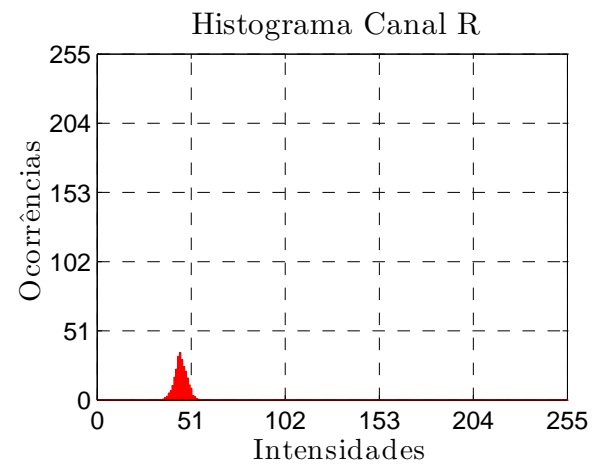
(c)



(d)

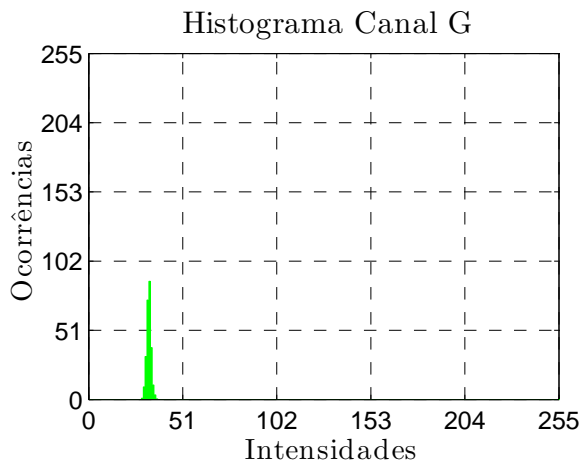


(e)

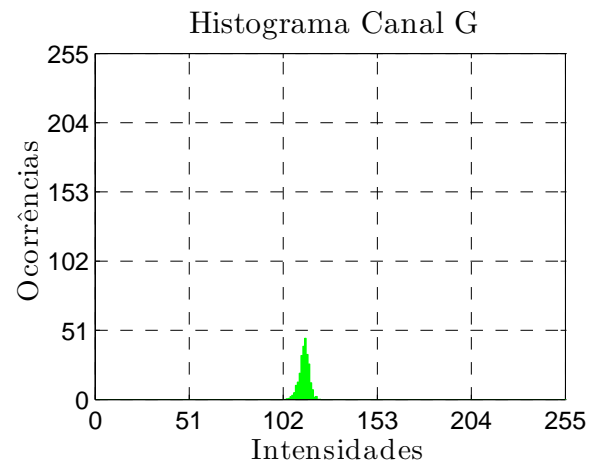


(f)

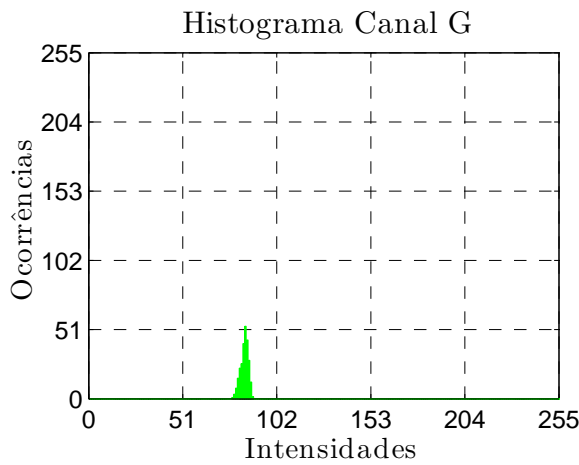
Figura 3.16: Histogramas do canal R das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h).



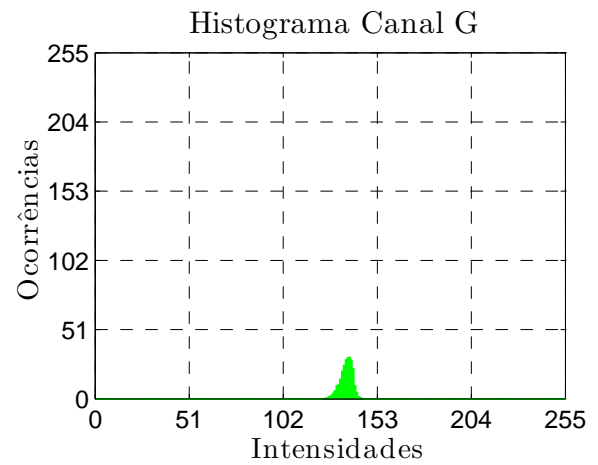
(a)



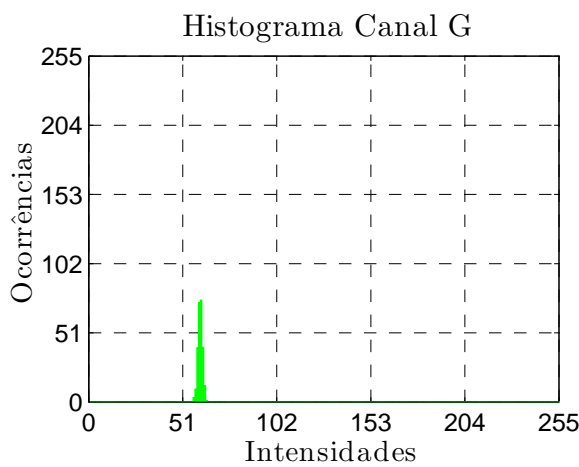
(b)



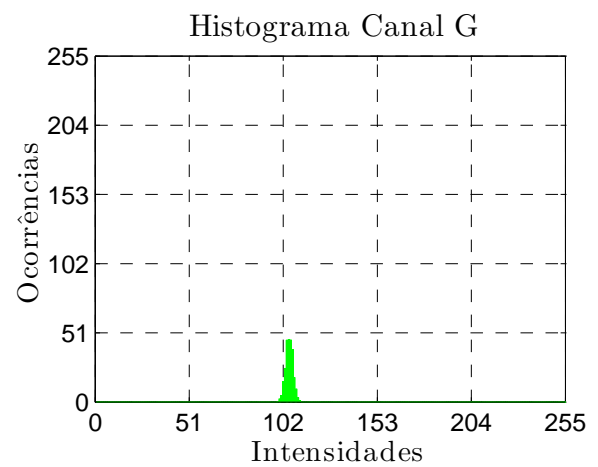
(c)



(d)

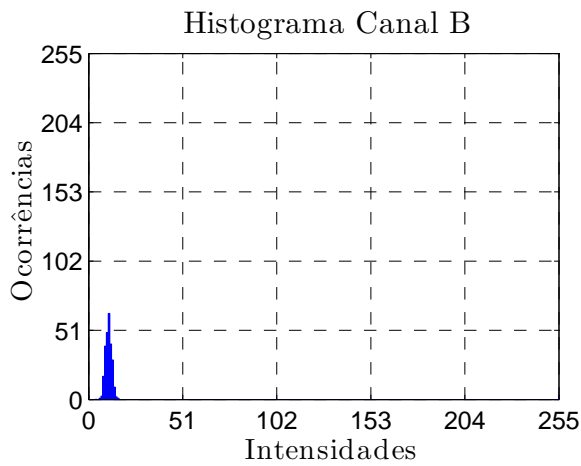


(e)

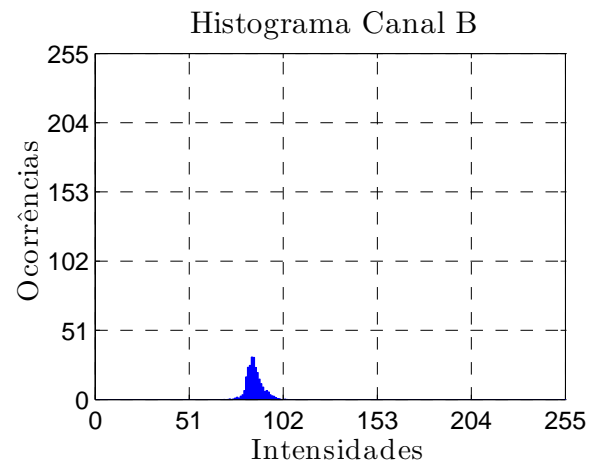


(f)

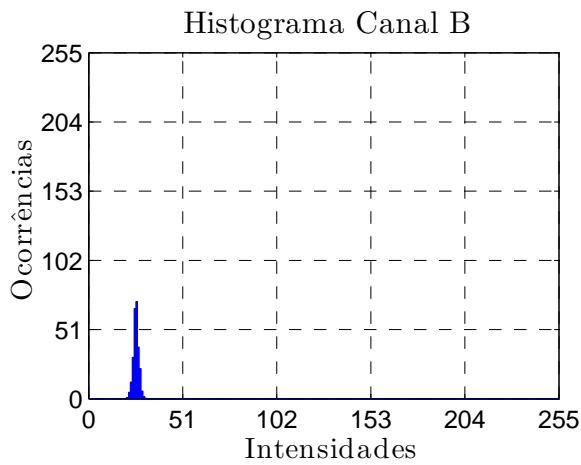
Figura 3.17: Histogramas do canal G das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h).



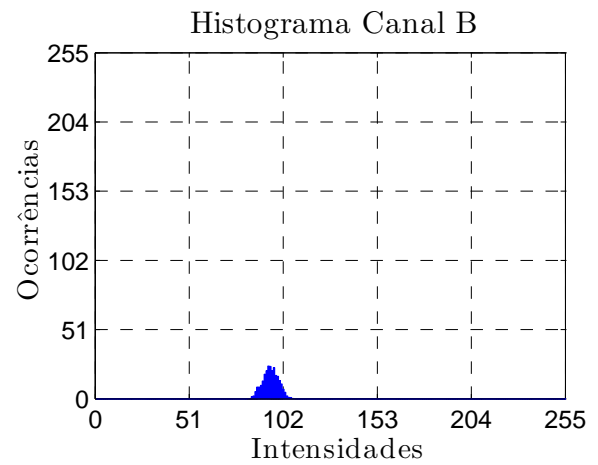
(a)



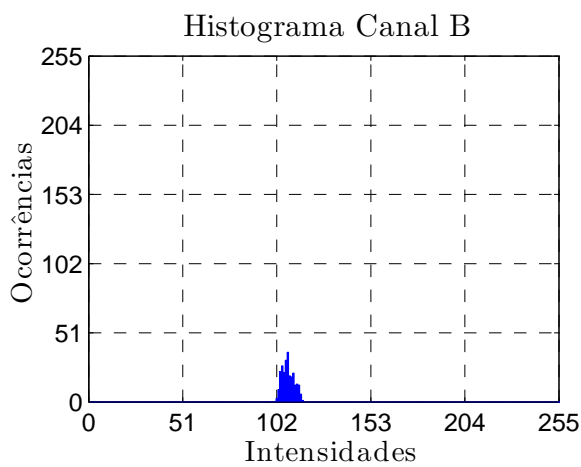
(b)



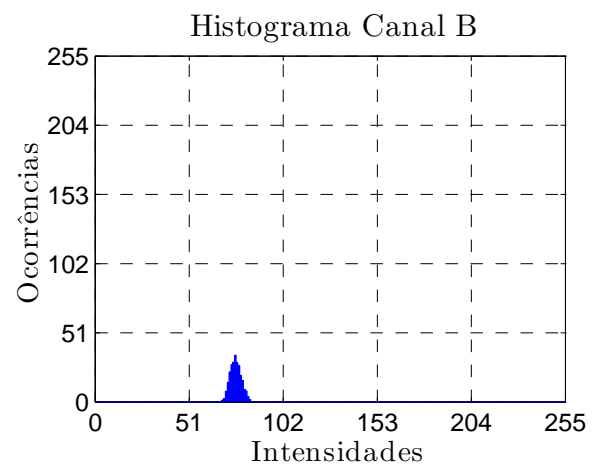
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 3.18: Histogramas do canal B das Figuras (a) 3.9(c), (b) 3.9(d), (c) 3.9(e), (d) 3.9(f), (e) 3.9(g) e (f) 3.9(h).

Para se realizar o procedimento de correção de cor, nove pontos conhecidos na cena foram utilizados. Esses pontos foram as placas 4, 8, 9, 11, 13, 14, 15, 18 e 20 da GCRC. Apesar de ter se verificado em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a) que a transformação com 3 e 24 pontos conhecidos na cena apresentam erros semelhantes, na prática, principalmente em experimentos com iluminações monocromáticas, é importante a utilização de pontos conhecidos na cena que apresentem diferentes cores. Por isso, escolheu-se nove pontos abrangendo as cores primárias vermelho, verde e azul, que seriam posteriormente também utilizadas como cores das iluminações. A utilização de fontes luminosas aproximadamente monocromáticas dificulta o processo de estimação da matriz de transformação, pois alguns pontos conhecidos na cena podem não responder ao estímulo da iluminação, possuindo assim um valor RGB igual a zero. Este é o caso das cores verde e azul quando submetidas a iluminação vermelha, por exemplo. Contudo, luzes monocromáticas dificilmente ocorrem em situações reais, onde a iluminação possui potências significativas em quase todos os comprimentos de onda.

As Figuras 3.19 e 3.20 mostram as variações das coordenadas RGB e HSV, respectivamente, das placas com cores não corrigidas durante a variação da iluminação. Os gráficos apresentam as médias dos valores de cada canal das cores de cada placa ao longo do tempo de execução do programa. Para os gráficos com a variação das coordenadas RGB, os canais R, G e B variam no intervalo  $[0, 255]$ . Para os gráficos com as coordenadas HSV, o canal H varia no intervalo de  $[0, 360]$  e os canais S e V no intervalo  $[0, 255]$ . Repare que as coordenadas das placas variam consideravelmente ao longo do experimento, devido às iluminações vermelho, verde e azul. Pode-se identificar facilmente as variações provocadas por essas iluminações. A última variação das coordenadas é provocada por uma iluminação de baixa intensidade.

As Figuras 3.21 e 3.22 mostram as variações das coordenadas RGB e HSV, respectivamente, das placas com cores corrigidas. Observe, nessas figuras, que as coordenadas corrigidas estão em torno de seus valores ideais representados pelas linhas tracejadas. No final do experimento, a cena fica submetida a uma iluminação de baixa intensidade luminosa, fato comprovado pela diminuição dos valores das coordenadas (R,G,B) presentes nos gráficos das Figura 3.19 e da coordenada V presente nos gráficos da Figura 3.20. Desta forma, os dados utilizados para se estimar a matriz de correção aproximam-se de zero, tornando as matrizes da Equação 3.2 muito próximas de matrizes singulares. Isto obviamente prejudica o processo de correção de cor, podendo aumentar os erros entre as coordenadas corrigidas e seus valores ideais. No Experimento 3, a correção de iluminação de baixa intensidade será melhor abordada. É importante observar que nas Figuras 3.22(g) e 3.22(i) existe uma instabilidade no valor do canal H devido ao fato de  $0^\circ$  e  $360^\circ$  representarem a mesma cor no espaço de cor HSV. Logo, essa instabilidade não representa um erro de correção de cor.

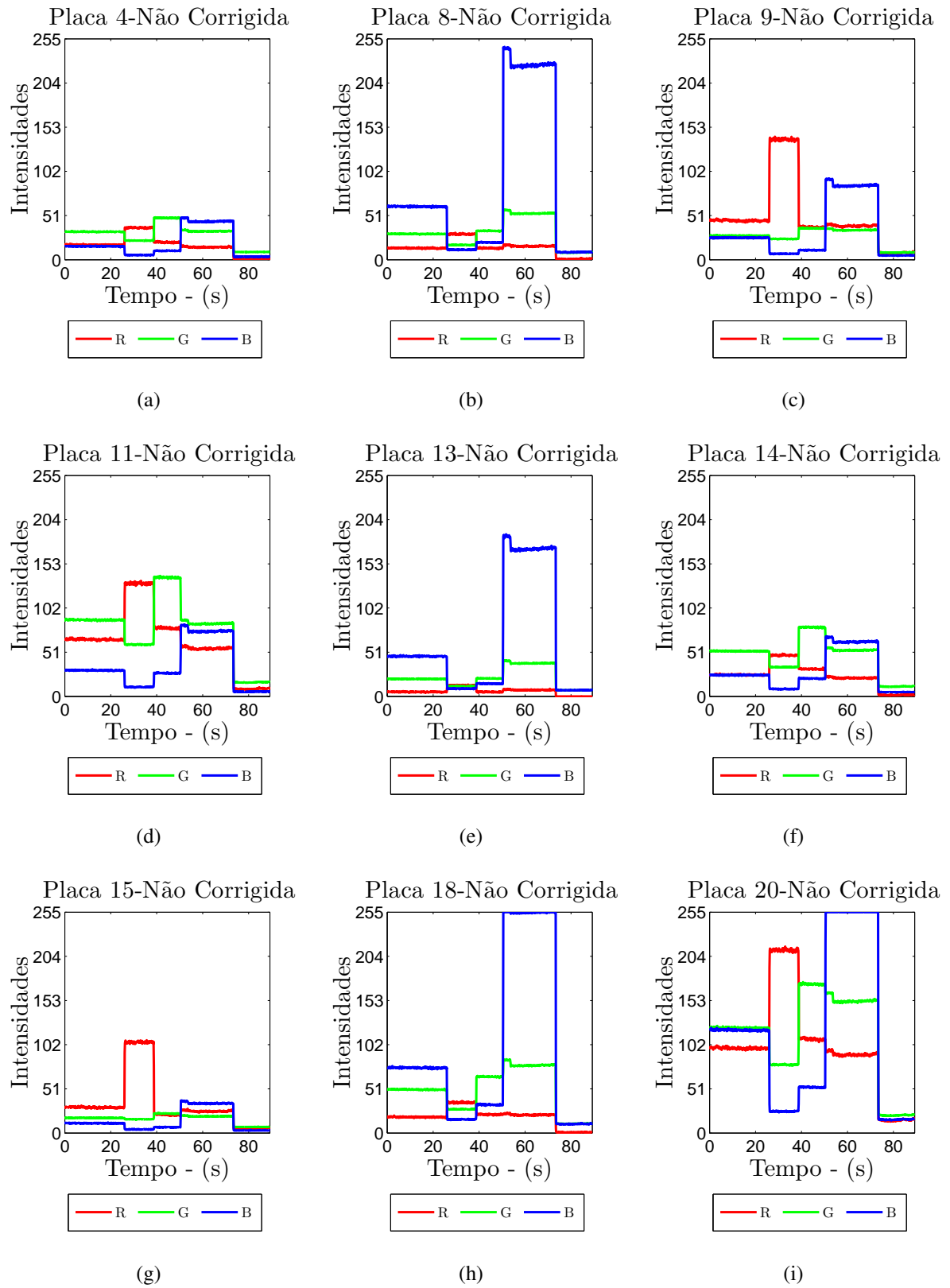


Figura 3.19: Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

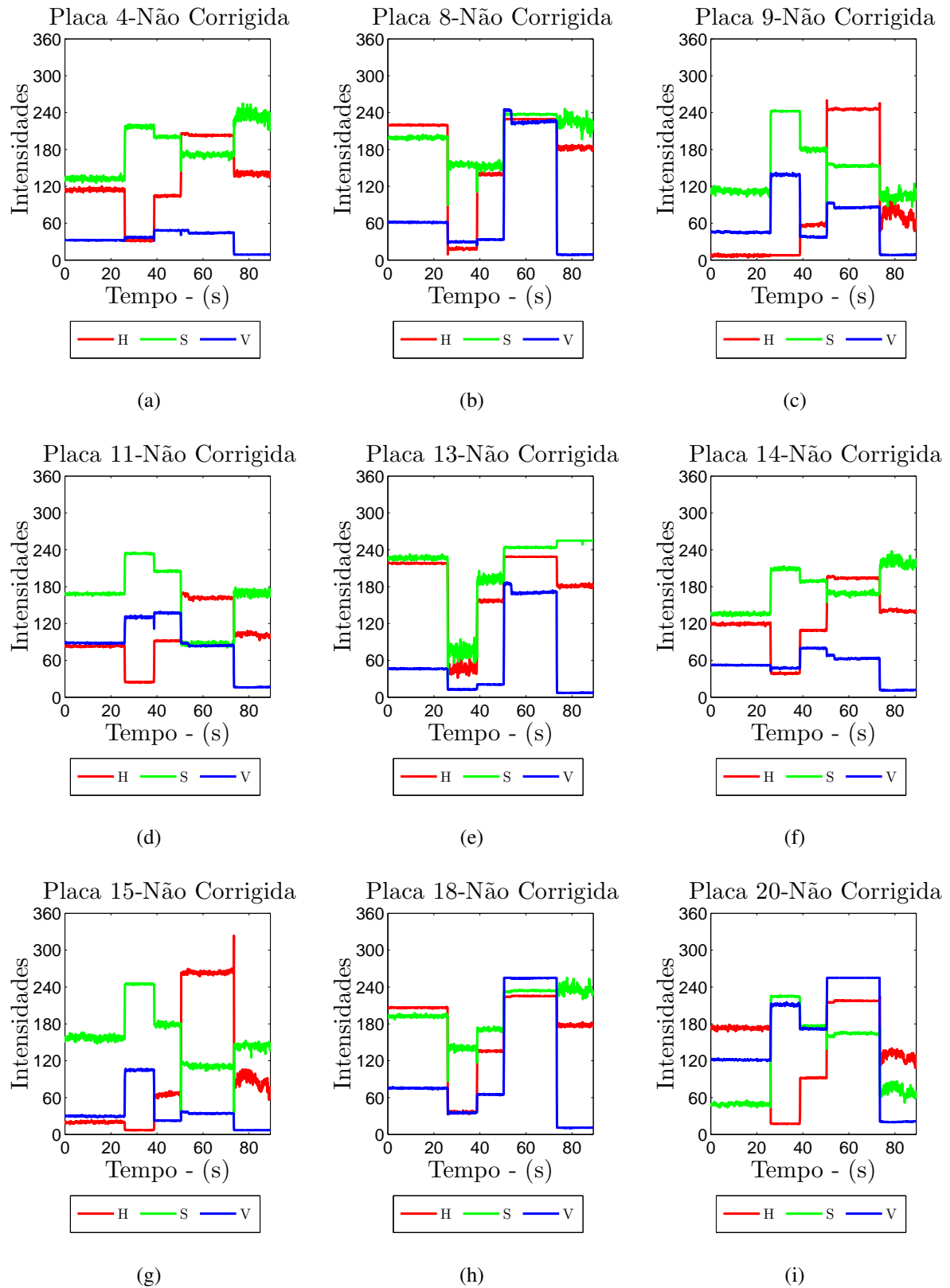


Figura 3.20: Coordenadas HSV não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.



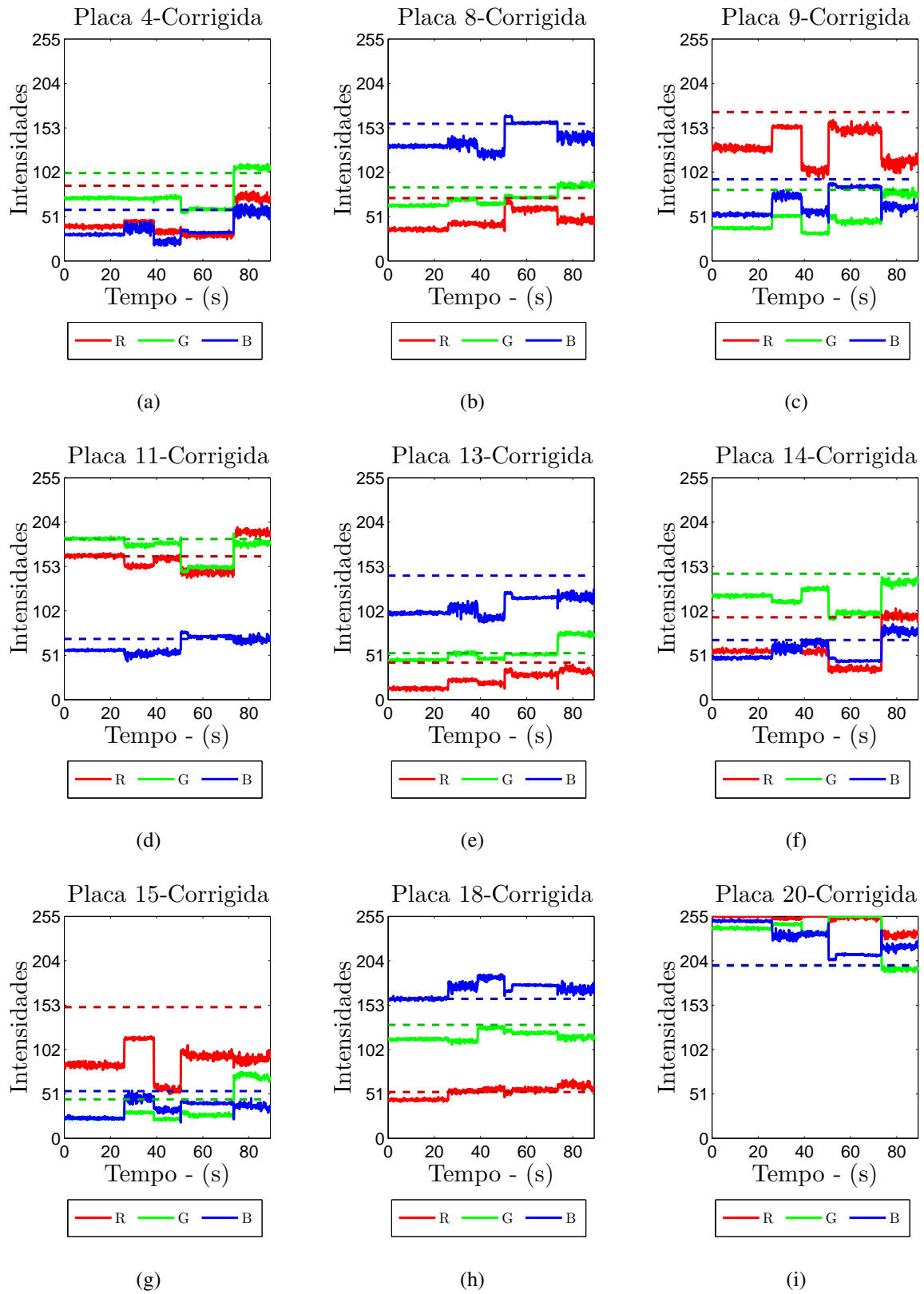


Figura 3.21: Coordenadas RGB corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

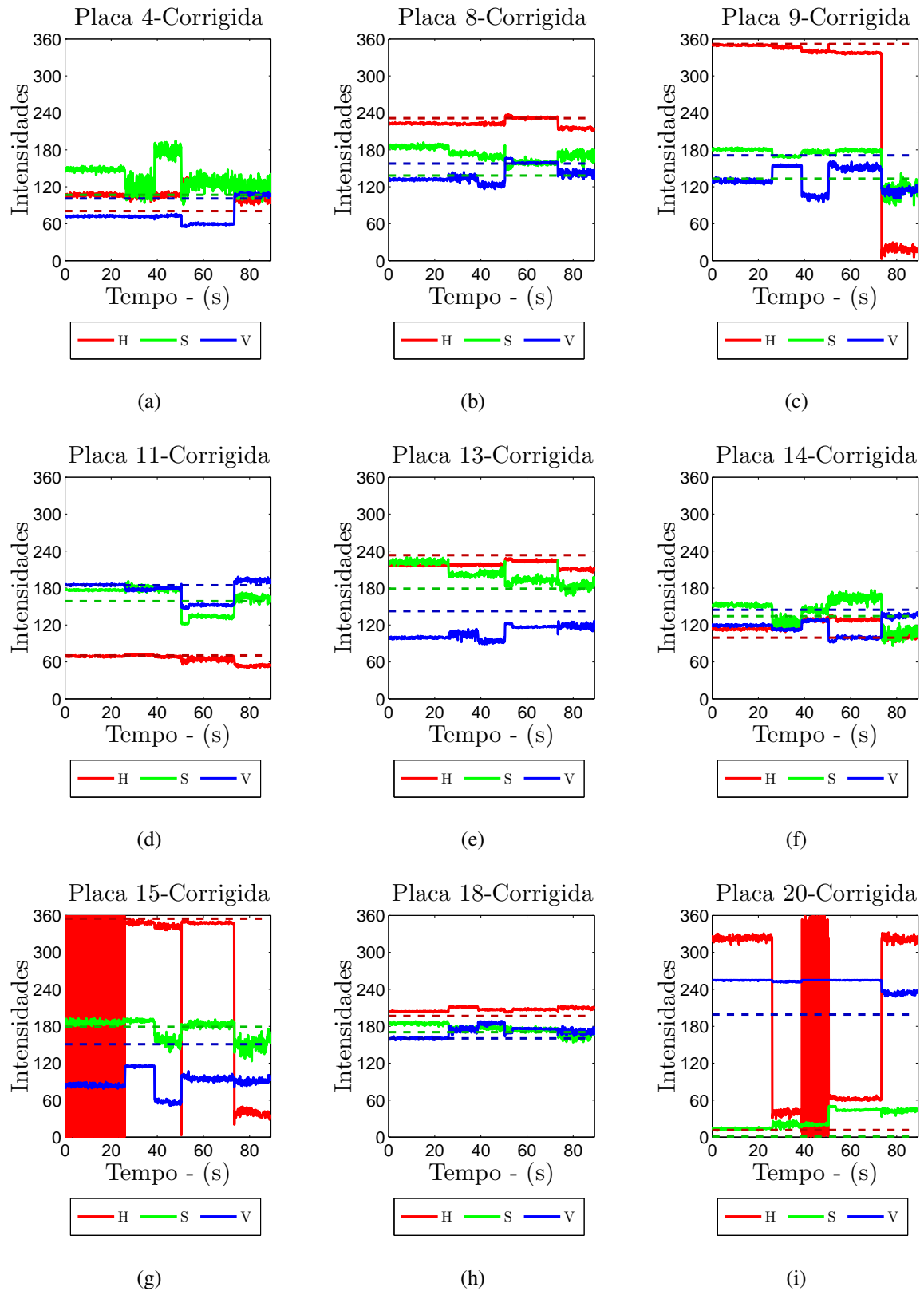
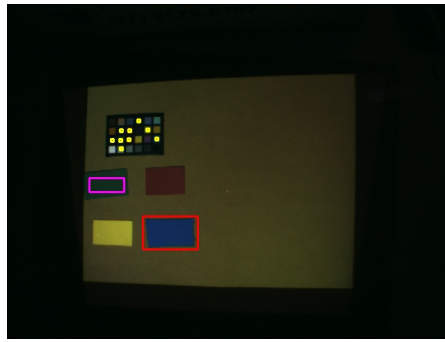


Figura 3.22: Coordenadas HSV corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

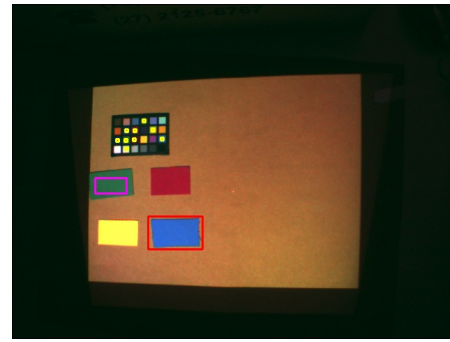
## Experimento 2

Neste experimento, realiza-se uma análise semelhante a feita no Experimento 1, no entanto, aqui se realiza o *tracking* de uma marca colorida azul. A Figura 3.23 exibe uma sequência de imagens, com iluminações não corrigida e corrigida, durante o procedimento de *tracking* e variação de iluminação da cena. Observa-se, novamente, que as cores das imagens corrigidas são aproximadamente mais constantes quando comparadas com as cores das imagens não corrigidas. Essa constância de cor proporciona que o *tracking* da marca colorida azul funcione nas imagens corrigidas, mesmo quando se varia a iluminação da cena, ao contrário do que ocorre nas imagens não corrigidas, onde o *tracking* funciona apenas na imagem inicial. É importante mencionar que, na imagem da Figura 3.23(h), o *tracking* se tornou instável, apesar de não ter falhado como nas imagens não corrigidas. Repare que a marca colorida azul, presente na imagem da Figura 3.23(h), de fato possui uma tonalidade relativamente diferente das marcas coloridas azuis das demais imagens corrigidas. É essa pequena diferença que gera a instabilidade no procedimento de *tracking*.

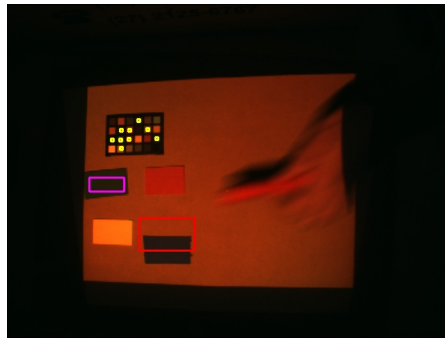
A Figura 3.24 exibe os histogramas relativos ao canal H, do espaço de cores HSV, da região delimitada pelo retângulo rosa nas imagens da Figura 3.23. Essa região está localizada sobre um papel colorido verde. Repare que, a medida que se varia a iluminação, a cor do papel verde varia na imagem com iluminação não corrigida, apresentando uma maior constância na imagem com iluminação corrigida. No instante  $t_1 = 0$  a cena está submetida à iluminação cinza, nos instantes  $t_2$  e  $t_3 = 25$  s à iluminação vermelha, em  $t_4$  e  $t_5 = 40$  s à iluminação verde, em  $t_6$  e  $t_7 = 50$  s à iluminação azul e em  $t_8$  à uma iluminação de baixa intensidade gerada pelo slide de cor aproximadamente preta. Apesar do canal H da cor verde não ter variado significativamente quando iluminada pela iluminação de baixa intensidade, conforme comprovado no instante  $t_8$  do histograma da Figura 3.24(a), existe uma instabilidade no valor do histograma relativo à imagem corrigida, no instante  $t_8$ , conforme visualizado na Figura 3.24(b). Essa instabilidade é gerada pela diminuição dos valores das cores dos pontos utilizados para gerar a matriz de transformação, devido ao fato da cena estar submetida a uma iluminação de intensidade baixa. Conforme mencionado anteriormente, nesta situação, existem problemas numéricos na Equação 3.2, devido ao fato de se manusear matrizes com valores numéricos muito baixos, gerando transformações que apresentam erros relativamente mais altos.



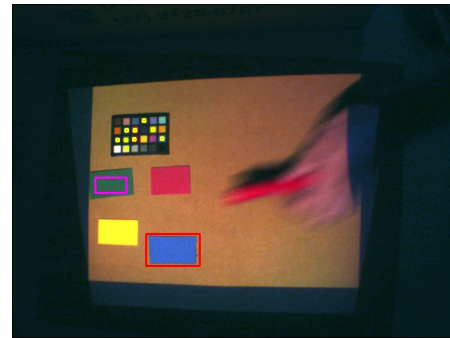
(a)



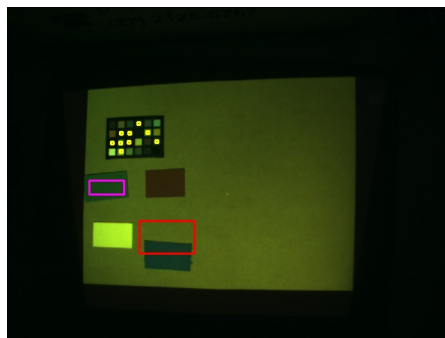
(b)



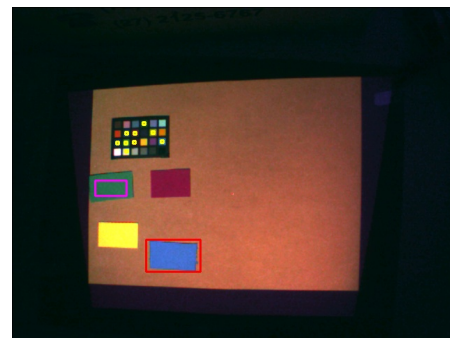
(c)



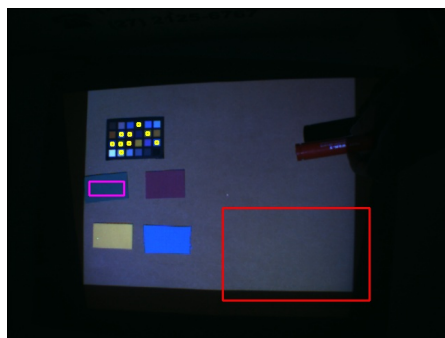
(d)



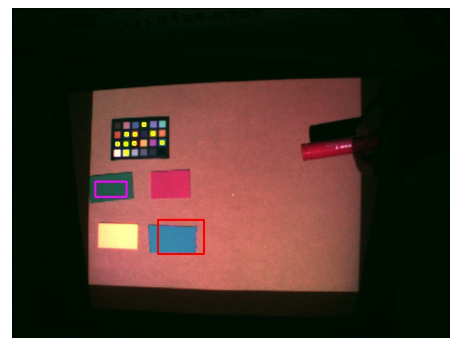
(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 3.23: Imagens com iluminações (a) cinza, (c) vermelho, (e) verde e (g) azul e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65.

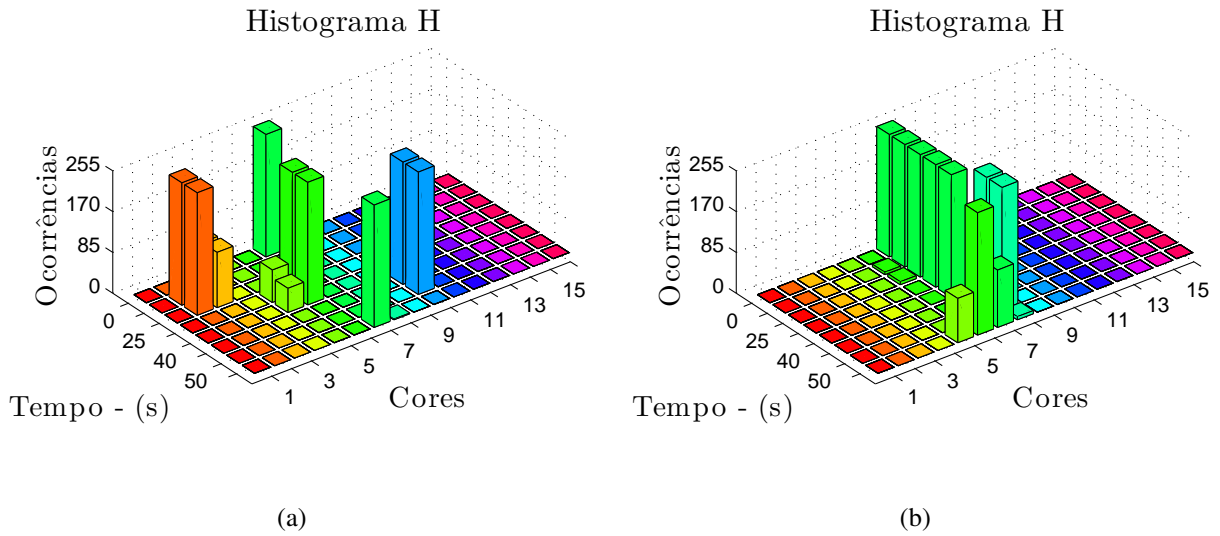


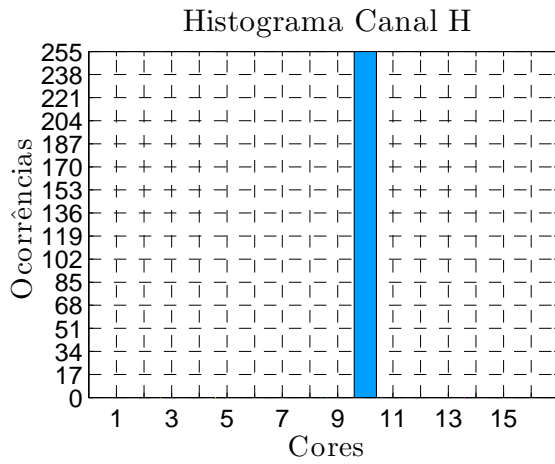
Figura 3.24: Histograma do canal H da região fixa nas imagens (a) não corrigida e (b) corrigida.

A Figura 3.25 apresenta os histogramas relativos aos canais H, S e V da marca colorida azul, presente nas Figuras 3.23(a) e 3.23(b). Coincidentemente, em ambas as imagens, a marca azul possui histogramas do canal H classificados como iguais, embora não signifique que em ambos os casos o canal H possua valores exatamente iguais.

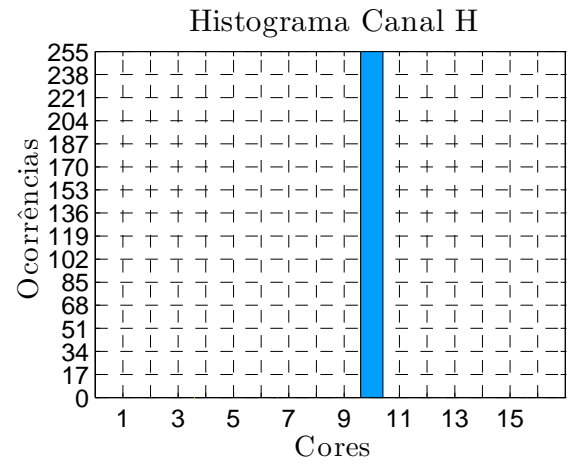
As Figuras 3.26, 3.27 e 3.28 apresentam os histogramas H, S e V, respectivamente, das Figuras 3.23(c), 3.23(d), 3.23(e), 3.23(f), 3.23(g) e 3.23(h). Repare, comparando as Figuras 3.26, 3.27 e 3.28 com a Figura 3.25, que os histogramas entre as imagens não corrigidas são novamente menos semelhantes quando comparados aos histogramas das imagens corrigidas. Todavia, analisando-se os histogramas S e V relativos às imagens corrigidas, presentes nas Figuras 3.27 e 3.28, é possível verificar, novamente, a existência de um erro no processo de correção de cor, devido a uma diferença existente entre esses histogramas e os histogramas da imagem da Figura 3.23(b), presentes na Figura 3.25.

O *tracking* realizado na Figura 3.23(g) falhou apenas devido ao fato do fundo da imagem apresentar uma coloração azul semelhante a da marca colorida sobre a qual se realizava o *tracking*. Caso o fundo não tivesse a tonalidade próxima do azul, o *tracking* não falharia, pois o histograma da marca colorida azul, presente na Figura 3.26(e), não variou em relação ao histograma inicial, presente na Figura 3.25(a).

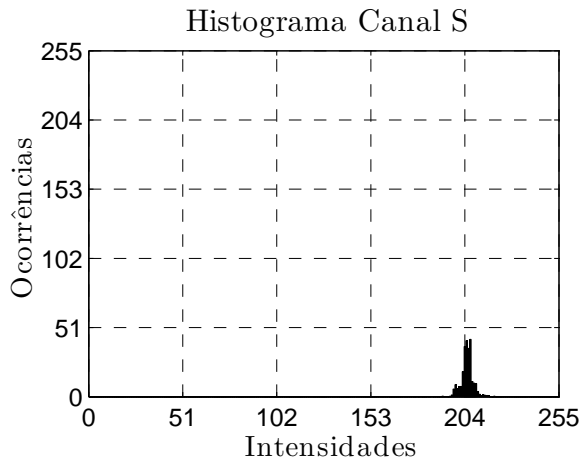
Os histogramas H, S e V, presentes nas Figuras 3.26(f), 3.27(f) e 3.28(f), respectivamente, e relativos à marca azul da Figura 3.23(h), apresentam uma ligeira diferença quando comparados aos mesmos histogramas das demais imagens corrigidas. Novamente, essa diferença pode ser melhor entendida analisando-se os resultados no espaço de cor RGB.



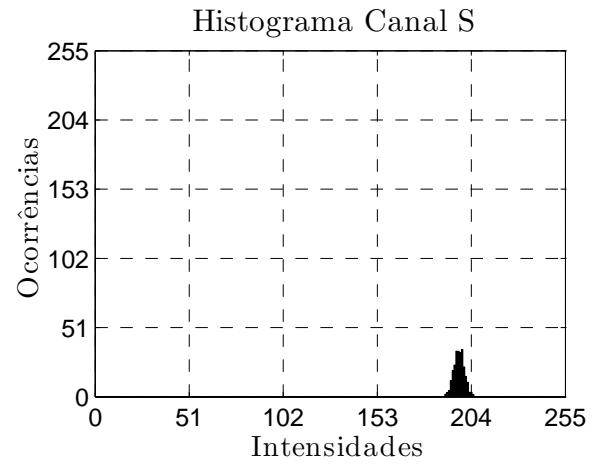
(a)



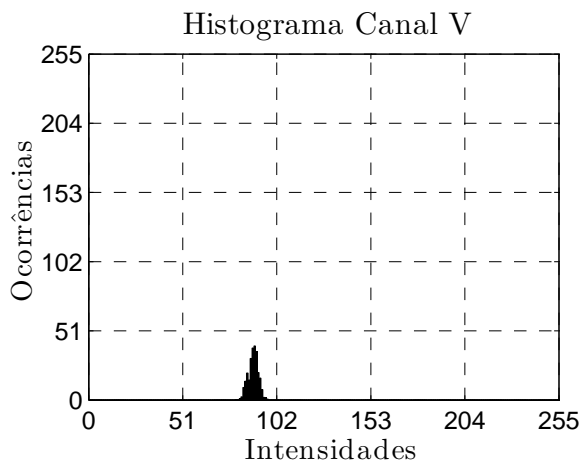
(b)



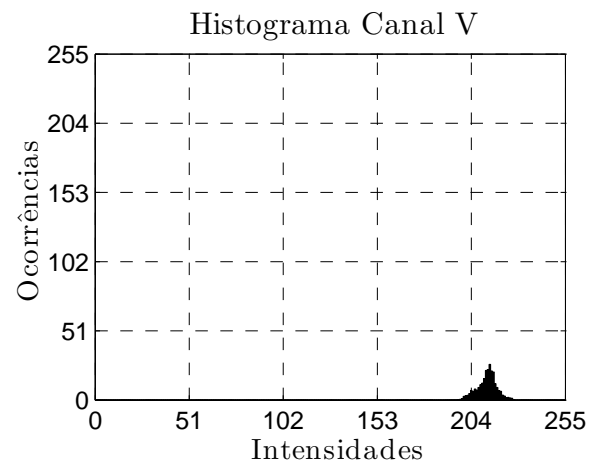
(c)



(d)

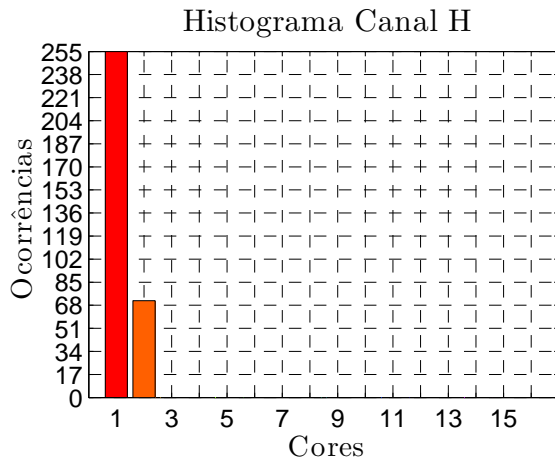


(e)

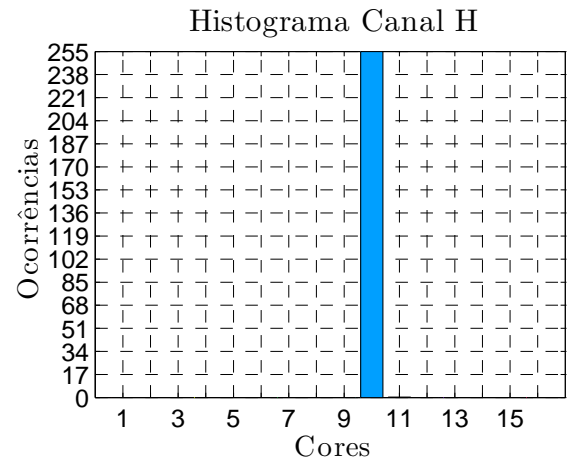


(f)

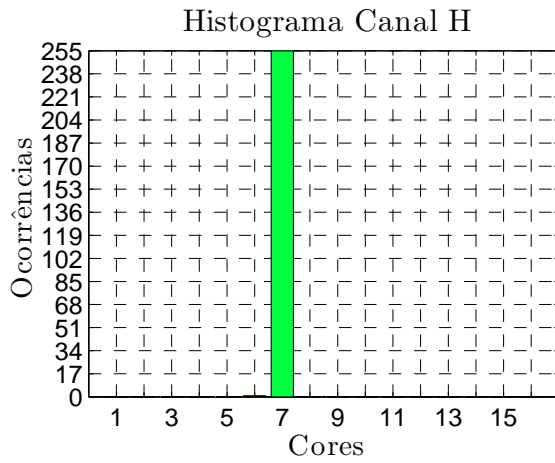
Figura 3.25: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 3.23(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 3.23(b).



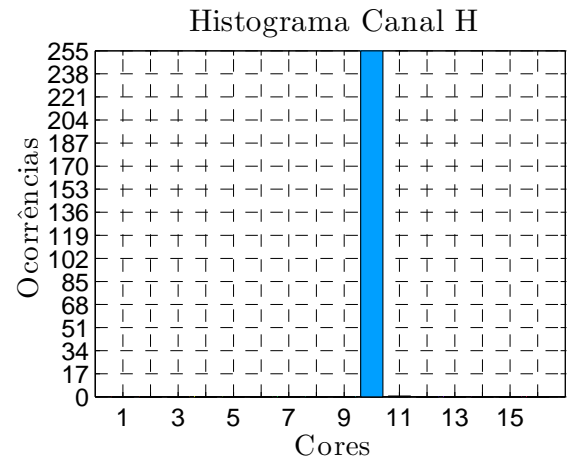
(a)



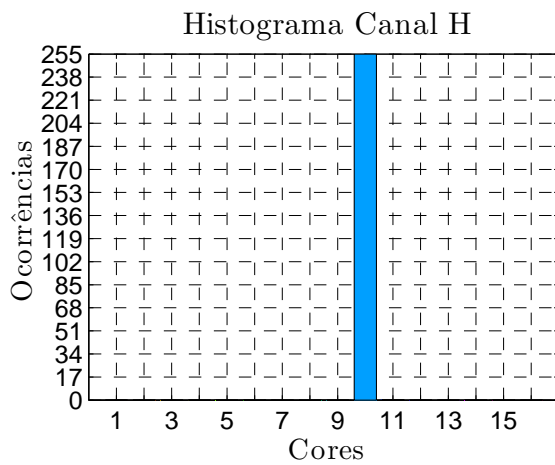
(b)



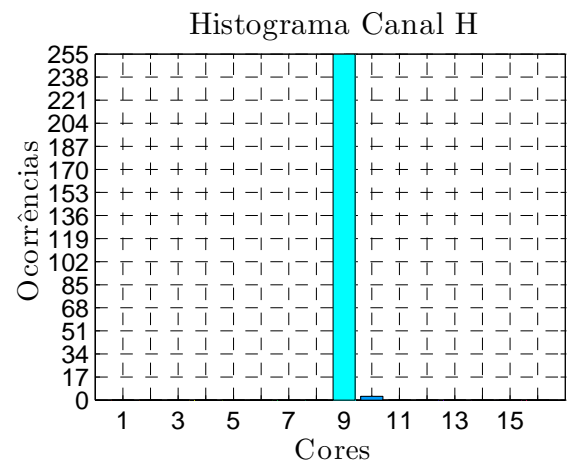
(c)



(d)

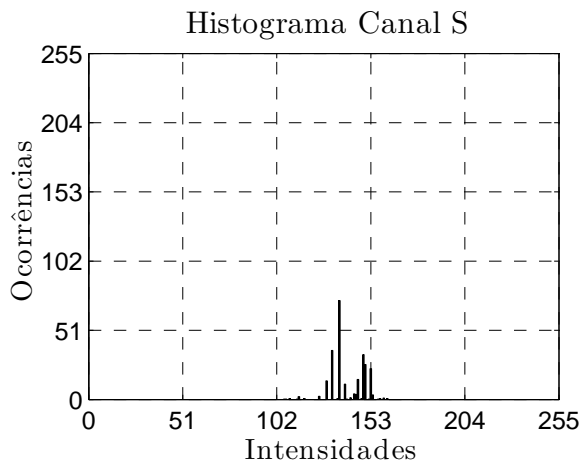


(e)

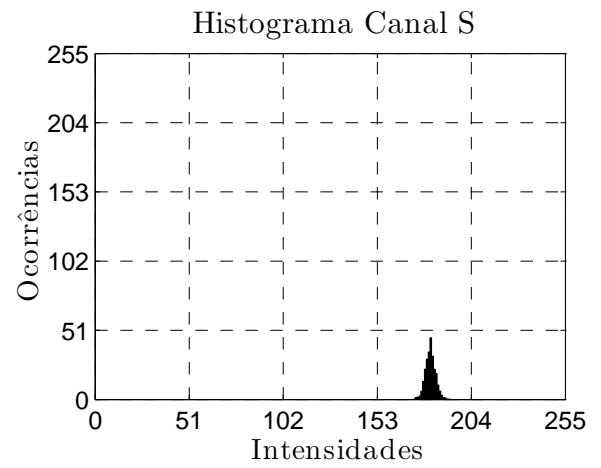


(f)

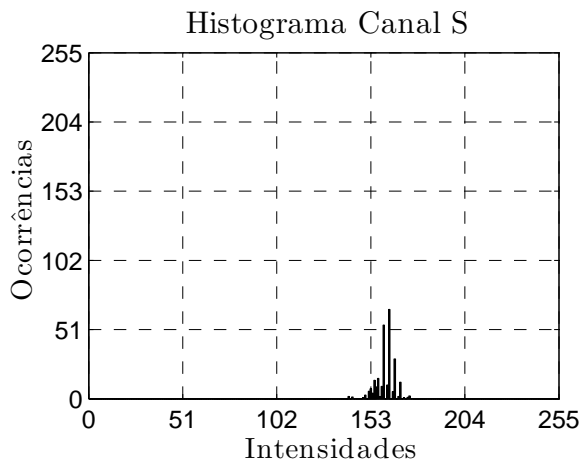
Figura 3.26: Histogramas do canal H das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h).



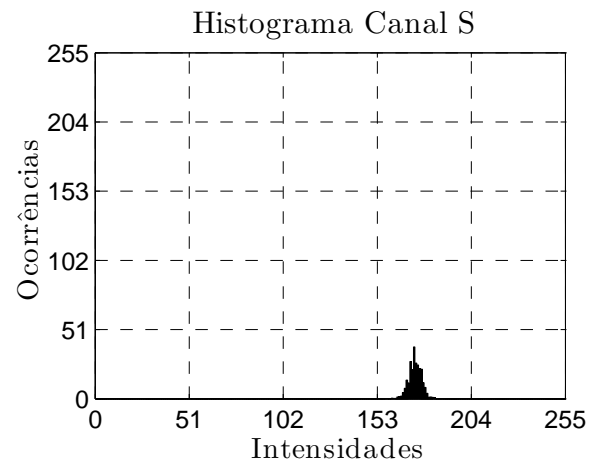
(a)



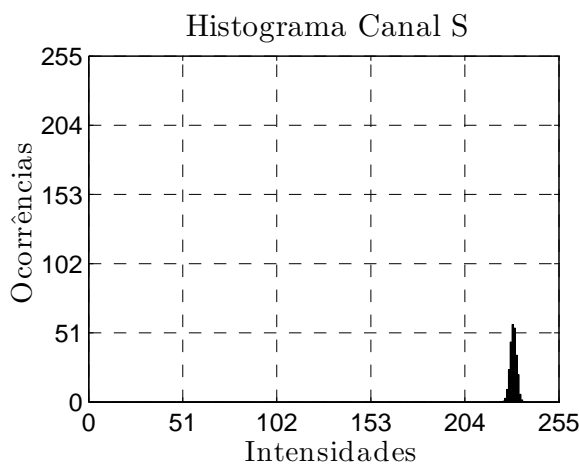
(b)



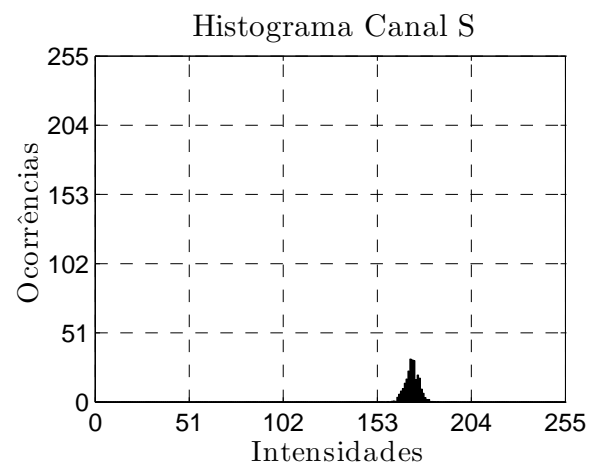
(c)



(d)



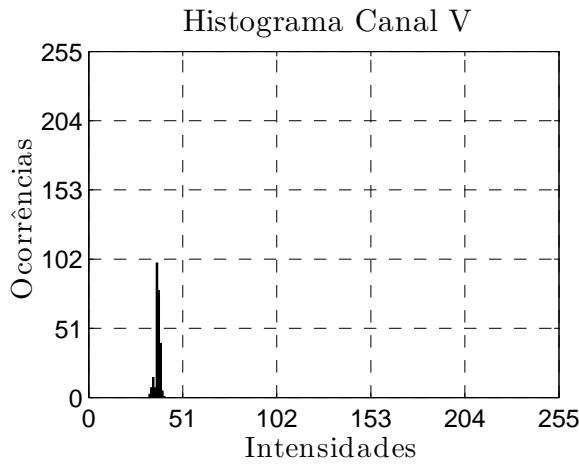
(e)



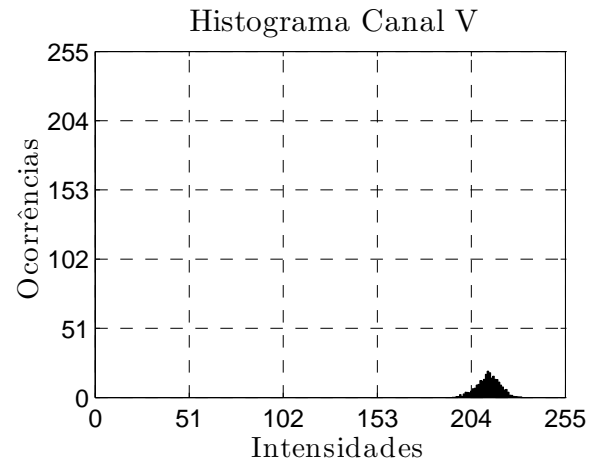
(f)

Figura 3.27: Histogramas do canal S das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h).

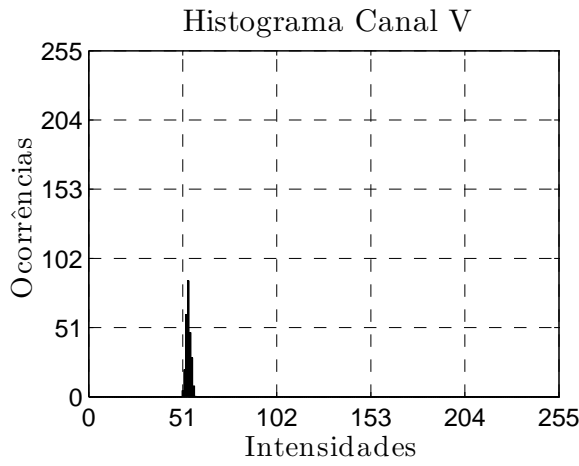




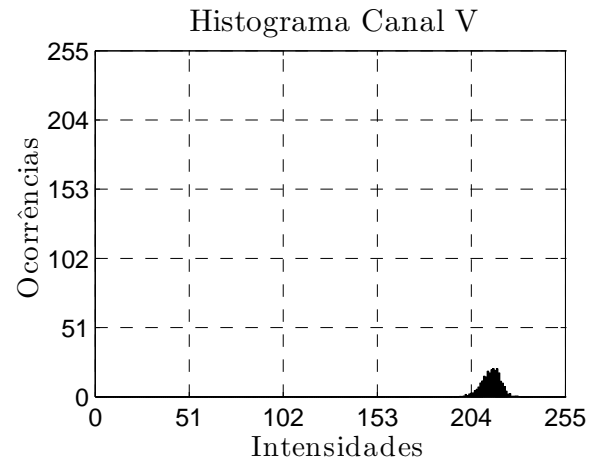
(a)



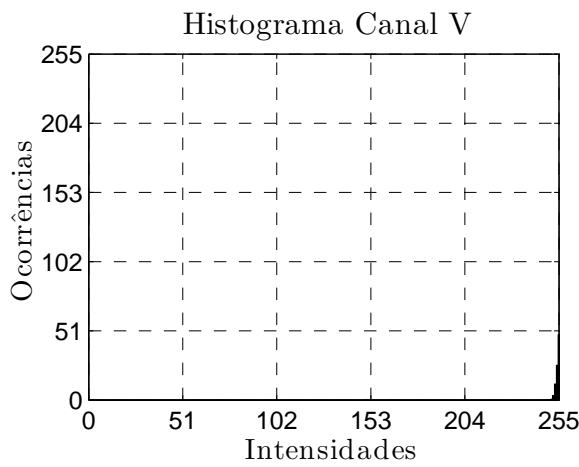
(b)



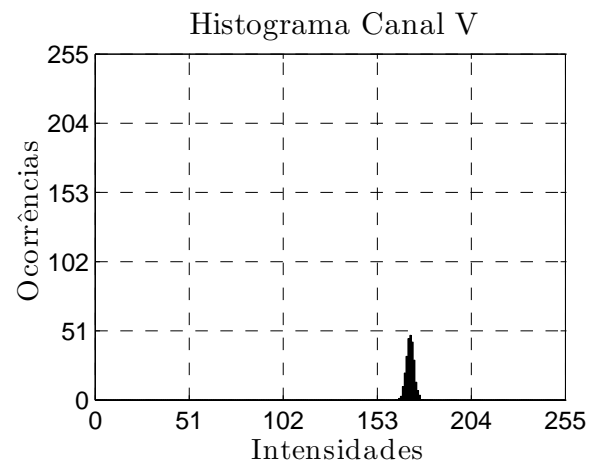
(c)



(d)



(e)



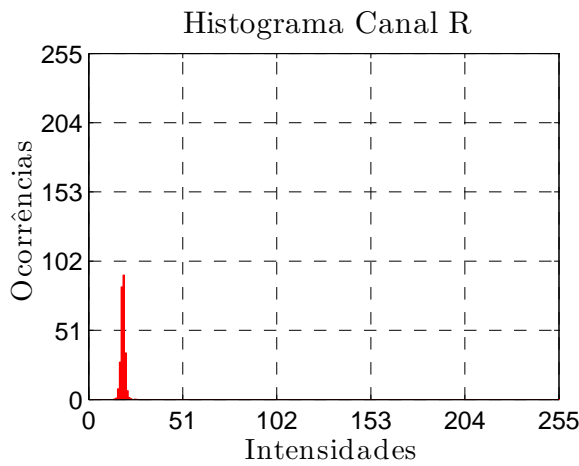
(f)

Figura 3.28: Histogramas do canal V das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h).

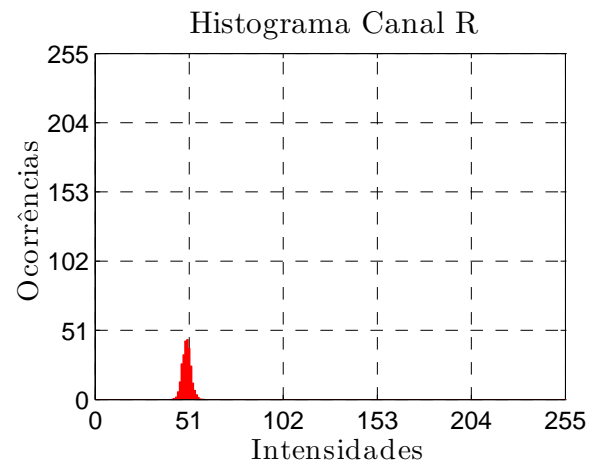
A Figura 3.29 apresenta os histogramas relativos aos canais R, G e B da marca colorida azul presente nas Figuras 3.23(a) e 3.23(b). As Figuras 3.26, 3.27 e 3.28 apresentam os histogramas R, G e B, respectivamente, das Figuras 3.23(c), 3.23(d), 3.23(e), 3.23(f), 3.23(g) e 3.23(h). Novamente, existe uma maior semelhança entre os histogramas das imagens corrigidas em relação à semelhança entre os histogramas das imagens não corrigidas. Contudo, os histogramas G e B, presentes nas Figuras 3.31(f) e 3.32(f), respectivamente, e relativos à marca azul da Figura 3.23(h), apresentam uma ligeira diferença quando comparados aos mesmos histogramas das demais imagens corrigidas. Essa diferença pode ter sido causada por dois motivos, sendo o primeiro deles a saturação do canal B, presente na Figura 3.32(e). Saturações são não linearidades que descaracterizam a informação da cor, por vezes mascarando a verdadeira modificação que uma cor sofre devido ao efeito de uma iluminação. Isso pode justificar a correção menos satisfatória do canal azul, relativo à imagem Figura 3.23(h). O outro motivo é que o histograma do canal G da imagem não corrigida, presente na Figura 3.31(e), já se encontra com o valor próximo do histograma do canal G da imagem corrigida, presente na Figura 3.29(d). Isso significa que o canal G não precisaria sofrer uma modificação considerável de seu valor, pois já se encontrava próximo de seu valor ideal. Contudo, como a transformação é estimada utilizando cores que, para uma mesma iluminação, variam de maneiras diferentes da marca colorida azul analisada na cena, é possível que o canal G, que já se encontrava próximo do valor ideal, tenha tido seu valor modificado erroneamente, resultando em um canal G corrigido ligeiramente distante de seu valor ideal. Além disso, como todos os canais da imagem não corrigida influenciam na estimativa de cada canal R, G e B corrigido, conforme a Equação 3.7, a saturação do canal B pode ter influenciado em um aumento do erro de estimativa do canal G. Essas afirmações podem ser confirmadas da seguinte maneira: o valor médio aproximado do canal G da imagem corrigida da marca colorida verde, presente na Figura 3.23(b), é  $G_c = 105.0819$ . Os valores médios aproximados dos canais R, G e B da imagem não corrigida da marca verde, presentes na Figura 3.23(g), são  $R_{nc} = 25.8341$ ,  $G_{nc} = 91.4031$  e  $B_{nc} = 254.4233$ . Utilizando esses valores de  $R_{nc}$ ,  $G_{nc}$ ,  $B_{nc}$  e a Equação 3.7, onde está exibida a matriz de transformação estimada para corrigir a imagem da Figura 3.23(g), pode-se obter a coordenada  $G_c = 136.2027$ . Desta forma, a coordenada  $G_c$  da imagem corrigida da Figura 3.23(h) é relativamente diferente da coordenada  $G_c$  da imagem corrigida da Figura 3.23(b).

$$\begin{aligned}
 R_c &= a_{11} R_{nc} + a_{12} G_{nc} + a_{13} B_{nc}, \\
 \mathbf{T}_1 &= \begin{bmatrix} 4.39015 & -1.51549 & 0.326071 \\ -0.151704 & 1.87606 & -0.123243 \\ 0.84271 & -0.329681 & 0.701618 \end{bmatrix}, \quad G_c = a_{21} R_{nc} + a_{22} G_{nc} + a_{23} B_{nc}, \quad (3.7) \\
 B_c &= a_{31} R_{nc} + a_{32} G_{nc} + a_{33} B_{nc},
 \end{aligned}$$

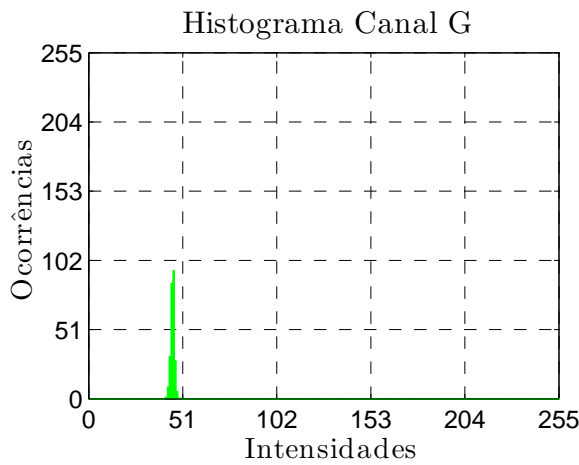
onde  $(R_c, G_c, B_c)$  e  $(R_{nc}, G_{nc}, B_{nc})$  são as coordenadas RGB dos píxeis das imagens corrigidas e não corrigidas, respectivamente, e  $a_{lc}$  é o elemento de  $\mathbf{T}_1$  presente na linha  $l$  e na coluna  $c$ .



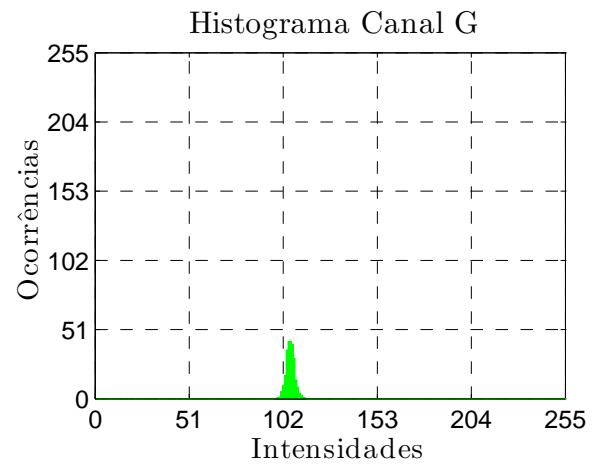
(a)



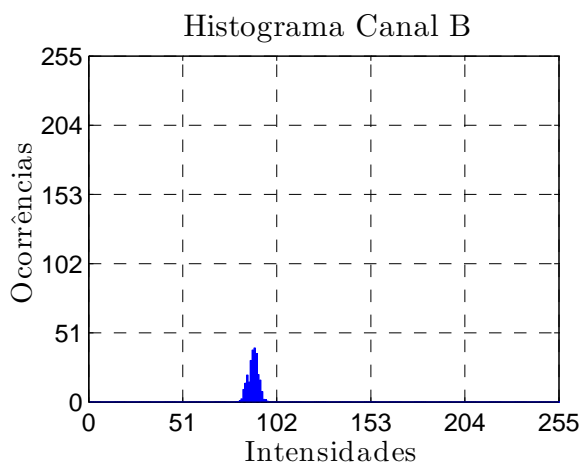
(b)



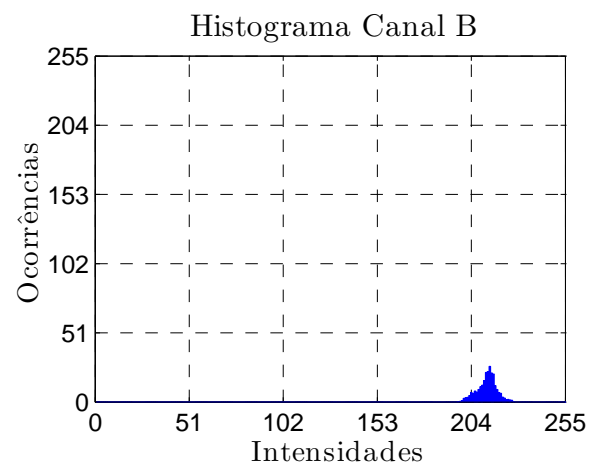
(c)



(d)

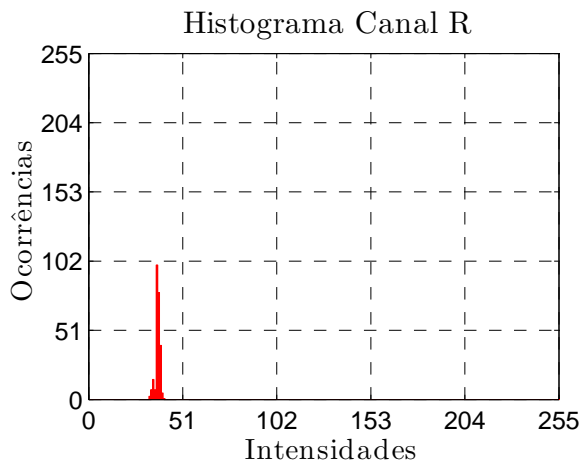


(e)

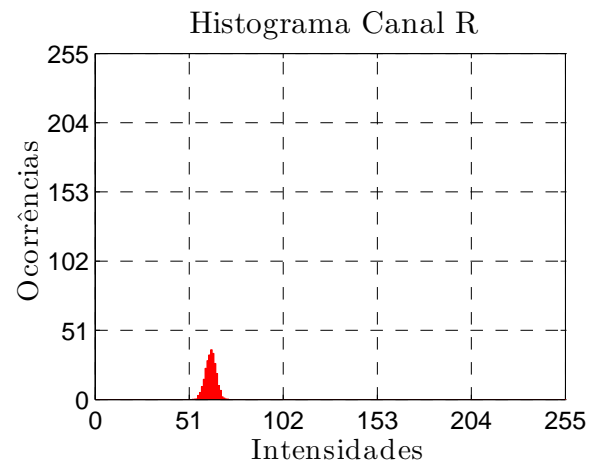


(f)

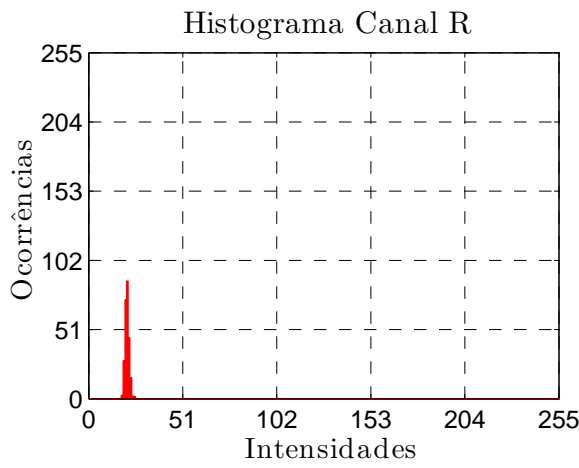
Figura 3.29: Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 3.23(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 3.23(b).



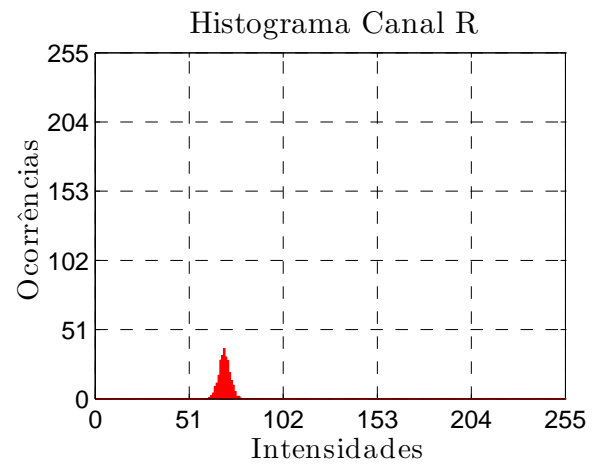
(a)



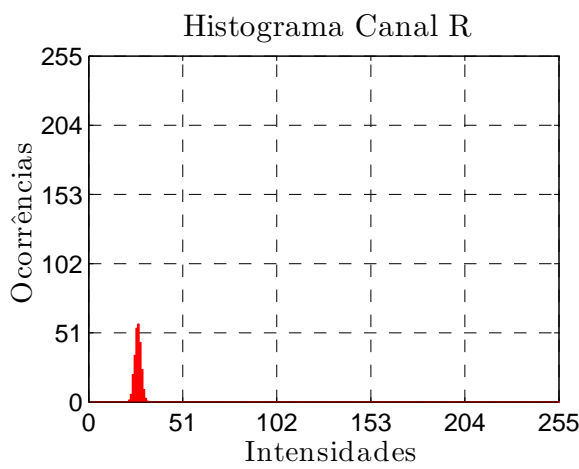
(b)



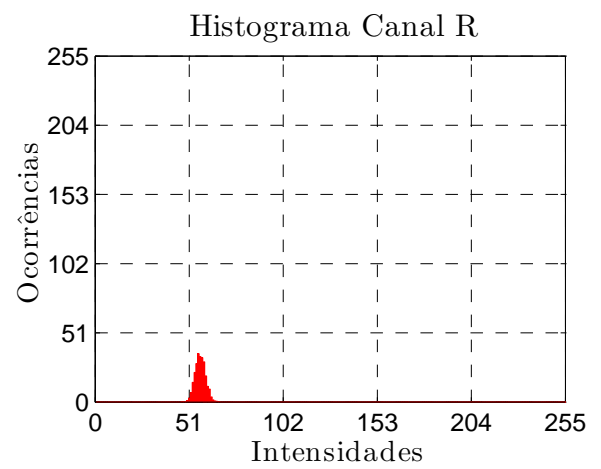
(c)



(d)

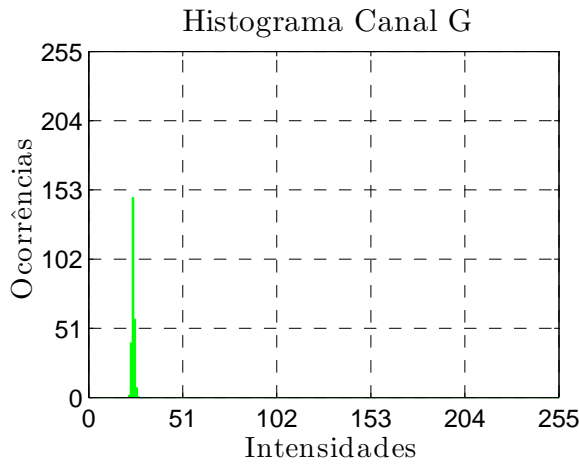


(e)

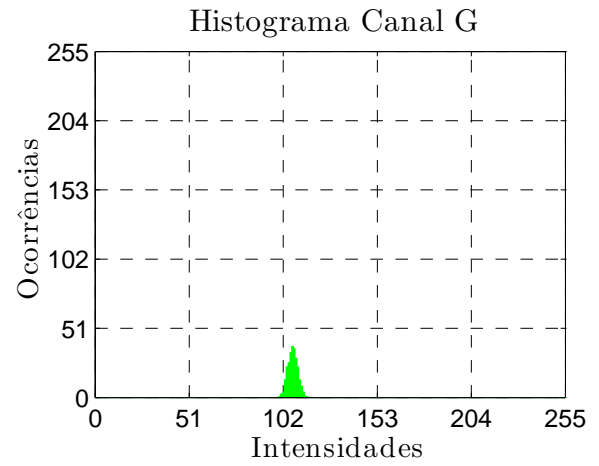


(f)

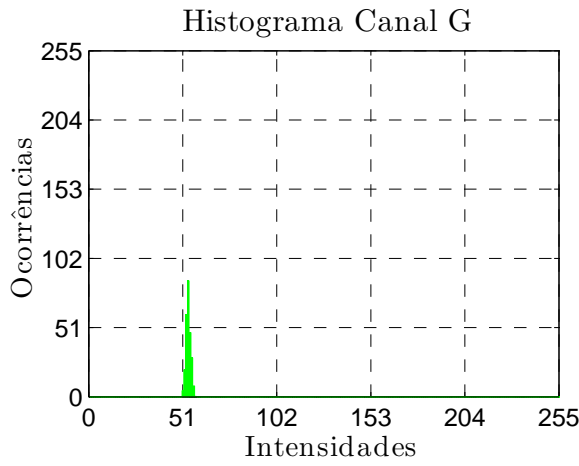
Figura 3.30: Histogramas do canal R das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h).



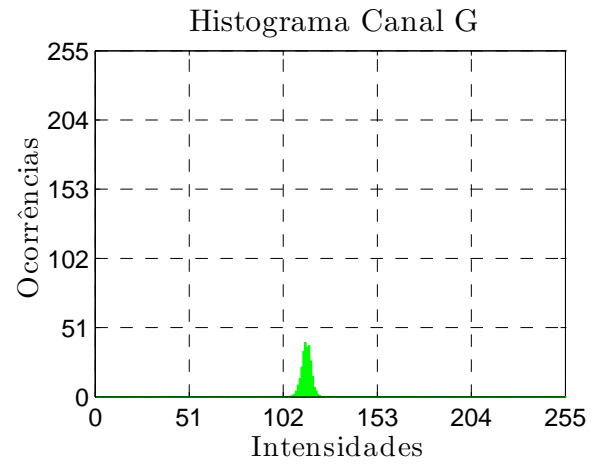
(a)



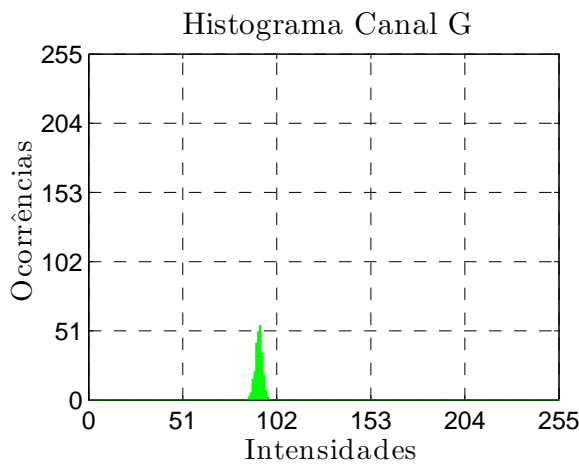
(b)



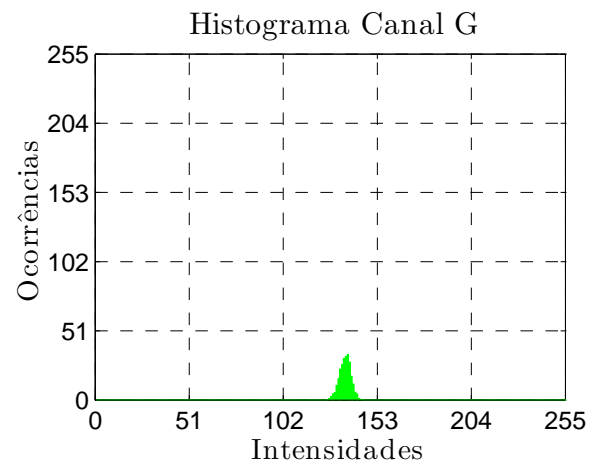
(c)



(d)

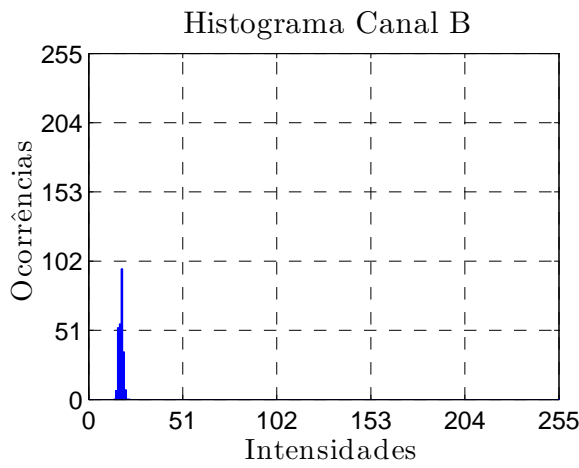


(e)

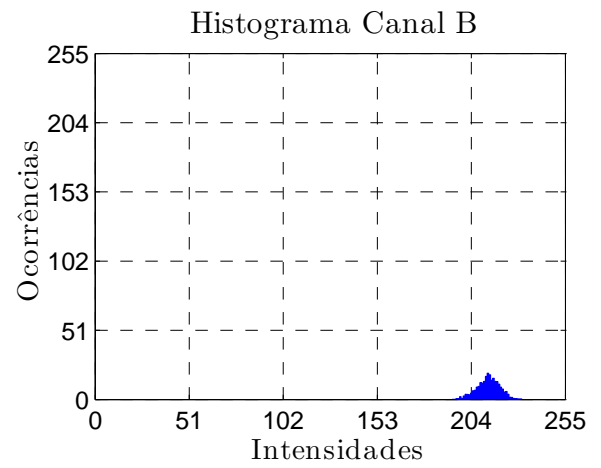


(f)

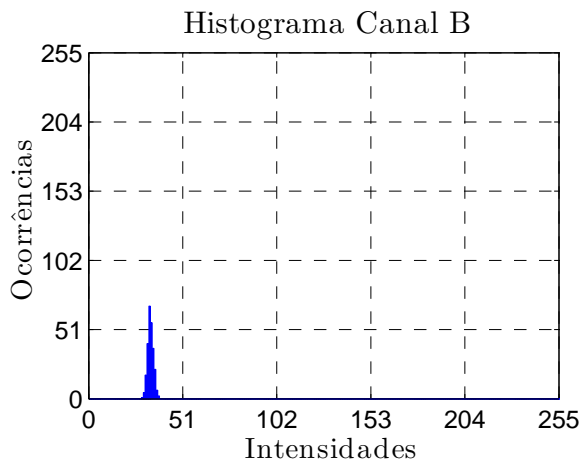
Figura 3.31: Histogramas do canal G das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h).



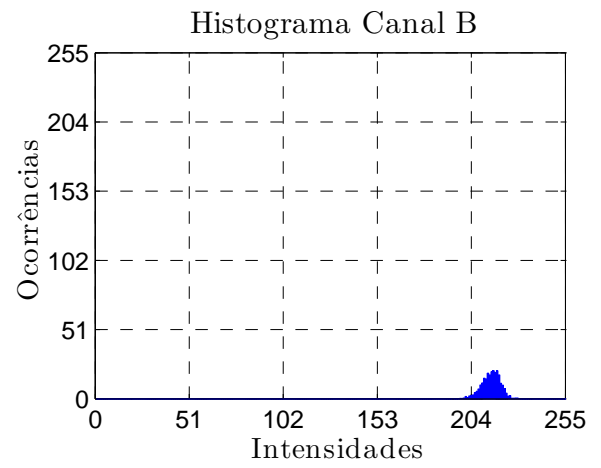
(a)



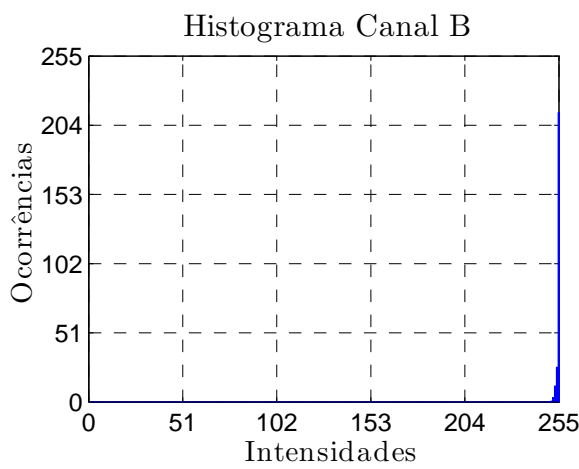
(b)



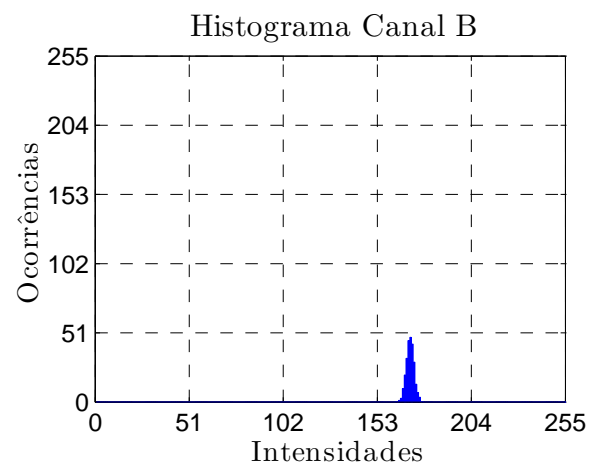
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 3.32: Histogramas do canal B das Figuras (a) 3.23(c), (b) 3.23(d), (c) 3.23(e), (d) 3.23(f), (e) 3.23(g) e (f) 3.23(h).

Para se realizar o procedimento de correção de cor, os mesmos pontos conhecidos na cena do Experimento 1 foram utilizados. As Figuras 3.33 e 3.34 mostram as variações das coordenadas RGB e HSV, respectivamente, das placas com cores não corrigidas durante a variação da iluminação. Repare a variação das coordenadas das placas ao longo do experimento devido às iluminações vermelho, verde e azul. Pode-se identificar facilmente as variações provocadas por essas iluminações, além da variação das coordenadas devido à iluminação de baixa intensidade no final do experimento. Observe a ocorrência de saturações da coordenada B das Figuras 3.33(h) e 3.33(i), durante o intervalo de tempo em que a cena está submetida a iluminação azul. Essas saturações são não linearidades que podem prejudicar o processo de estimativa linear da matriz de transformação, provocando um aumento do erro de correção de cor.

As Figuras 3.35 e 3.36 mostram as variações das coordenadas RGB e HSV, respectivamente, das placas com cores corrigidas. Observe, nessas figuras, que as coordenadas corrigidas estão em torno de seus valores ideais representados pelas linhas tracejadas. Assim como no Experimento 1, no final do experimento a cena fica submetida a uma iluminação de baixa intensidade luminosa, fato comprovado pela diminuição dos valores das coordenadas (R,G,B) presentes nos gráficos das Figura 3.33 e da coordenada V presente nos gráficos da Figura 3.34. Desta forma, a qualidade da transformação pode ser afetada devido à utilização de valores próximos de zero nas matrizes da Equação 3.2. É importante observar, novamente, que nas Figuras 3.36(g) e 3.36(i), existe uma instabilidade no valor do canal H devido ao fato de  $0^\circ$  e  $360^\circ$  representarem a mesma cor no espaço de cor HSV.

Por fim, é importante mencionar que, mesmo com a ocorrência dos erros discutidos neste experimento, o processo de correção de cor pode ter o desempenho considerado satisfatório. Isso se deve ao fato das cores das imagens corrigidas estarem dentro de um intervalo que representa uma mesma cor, variando apenas no tom da cor em alguns casos. Por outro lado, as imagens não corrigidas possuem suas cores alteradas completamente devido ao efeito da iluminação, dificultando muito o processo de *tracking*, por exemplo.

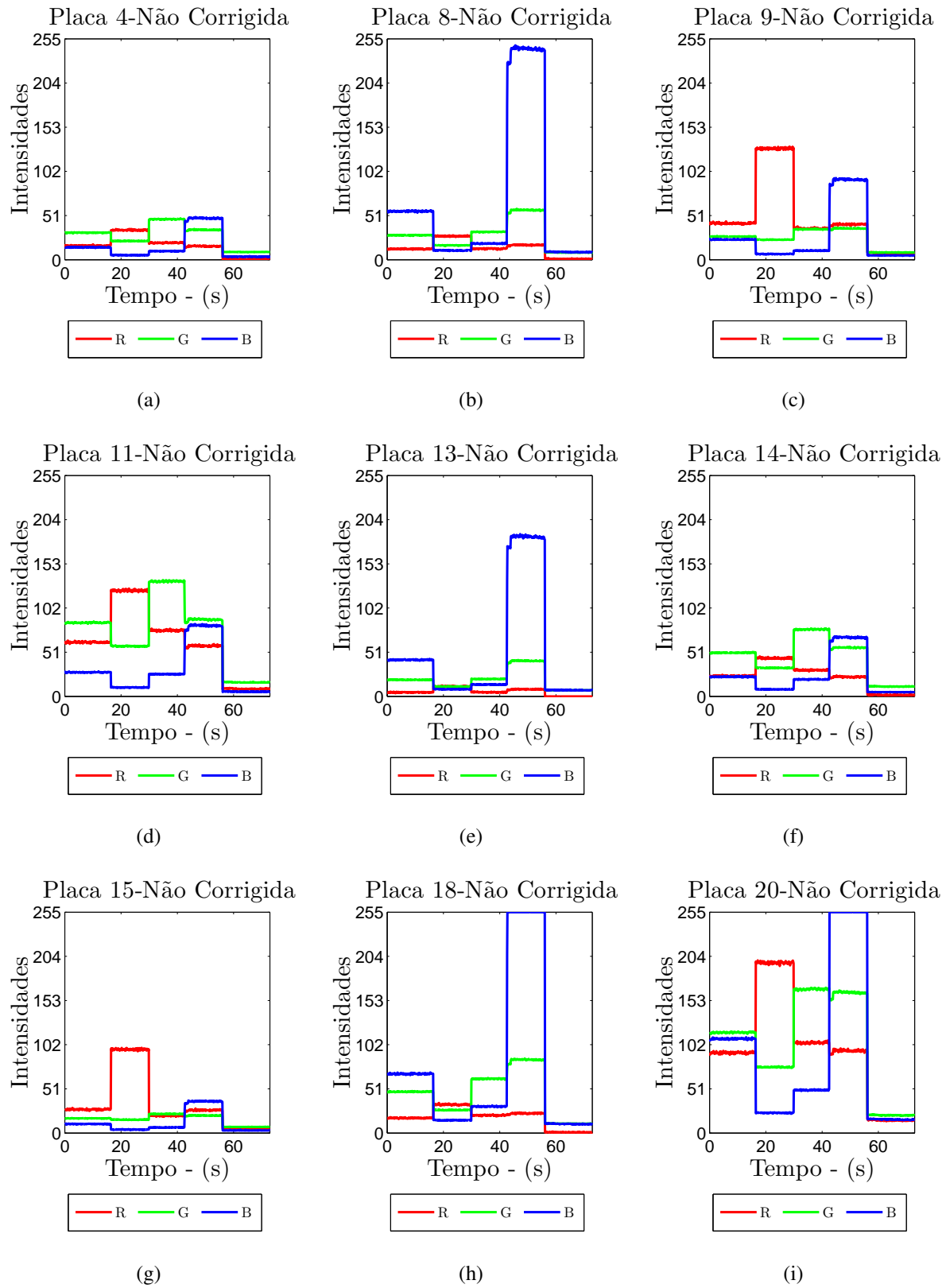


Figura 3.33: Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.



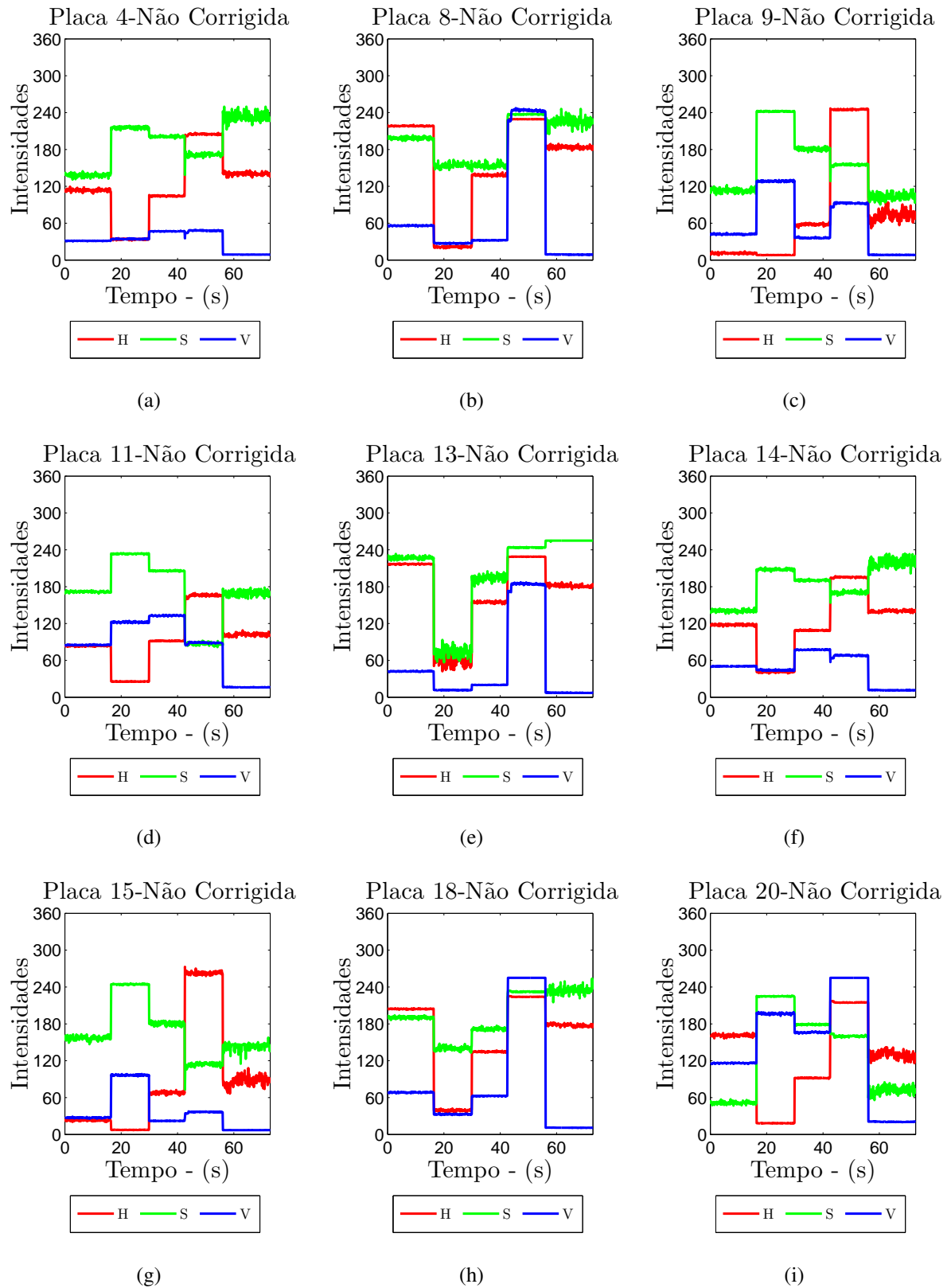


Figura 3.34: Coordenadas HSV não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

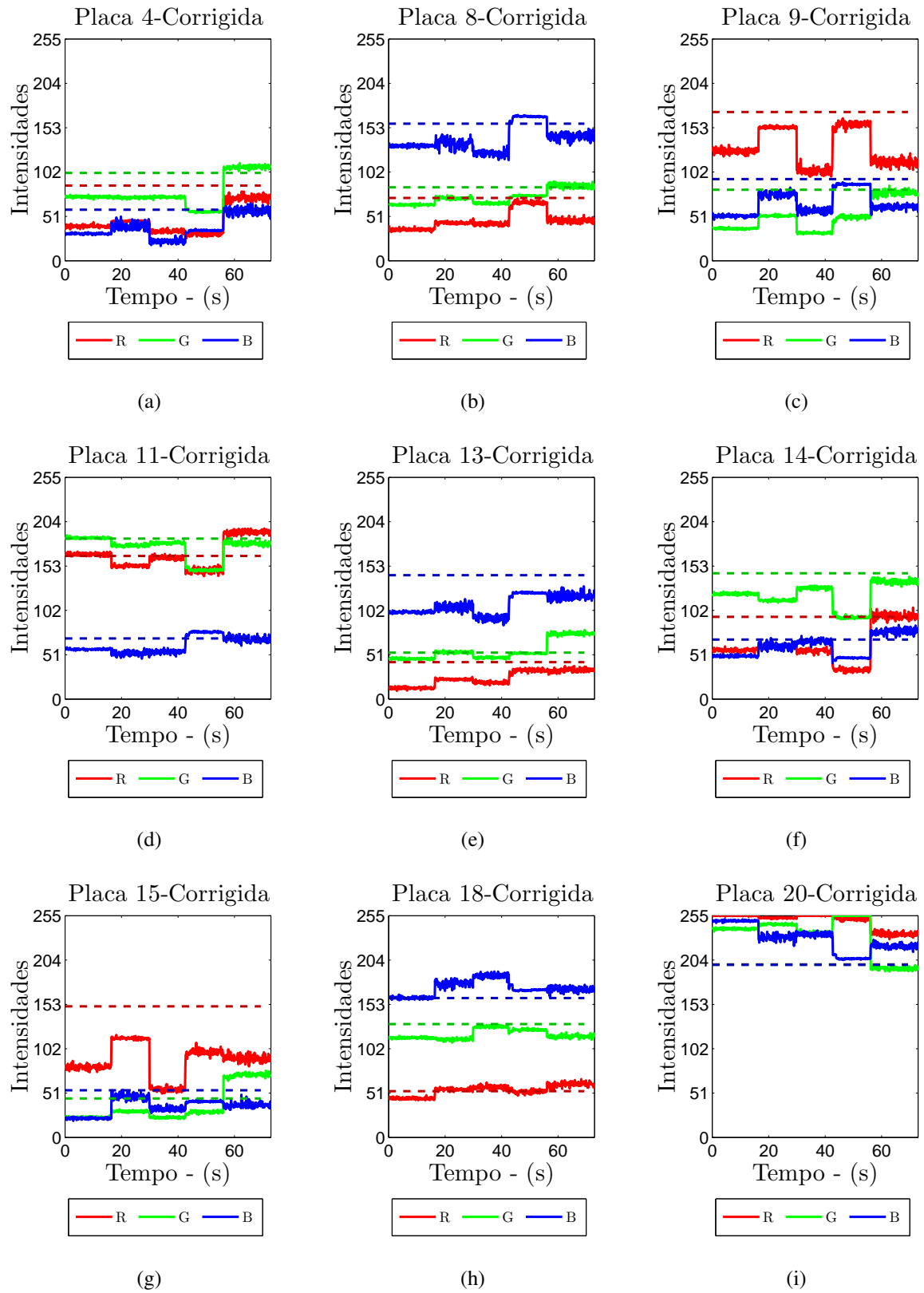


Figura 3.35: Coordenadas RGB corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

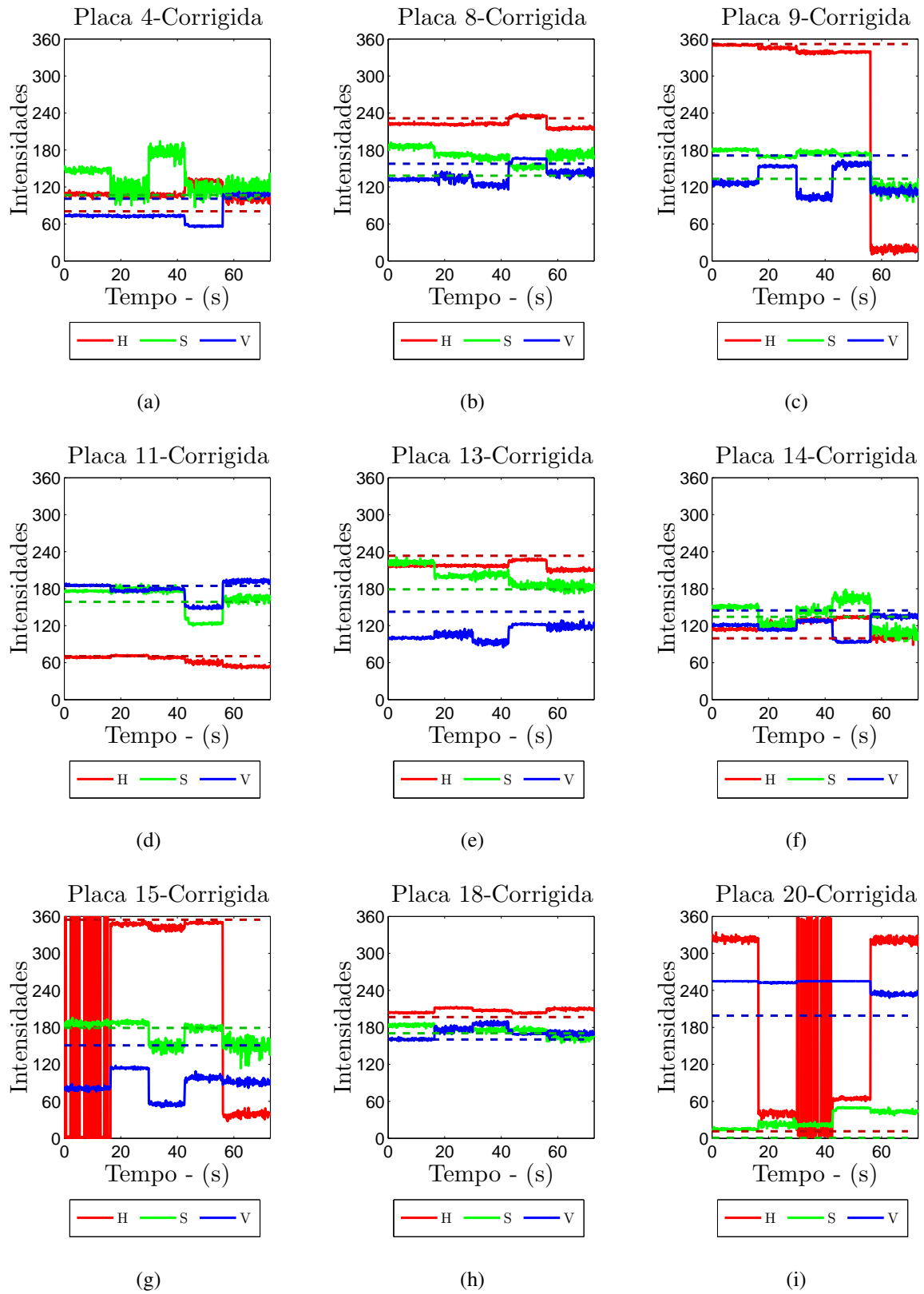


Figura 3.36: Coordenadas HSV corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

### Experimento 3

Assim como os Experimentos 1 e 2, o Experimento 3 visa avaliar o desempenho do procedimento de correção de cor. Contudo, neste caso, o *tracking* é realizado sobre um papel colorido vermelho. A Figura 3.37 exibe uma sequência de imagens corrigidas e não corrigidas, sobre as quais se realiza o *tracking* do papel vermelho. O *tracking* foi realizado com sucesso em todas as imagens corrigidas, sugerindo que a cor do papel vermelho foi mantida aproximadamente constante. Nas imagens não corrigidas, o *tracking* falhou para as iluminações azul e verde. Para a iluminação vermelha, a informação de cor do papel vermelho não foi alterada significativamente, permitindo que o *tracking* funcionasse adequadamente. É possível notar facilmente, por meio da Figura 3.37, que as imagens corrigidas possuem cores com tons mais semelhantes que as imagens não corrigidas.

A Figura 3.38 exibe os histogramas das imagens não corrigidas e corrigidas, respectivamente, da região limitada pelo retângulo rosa, presente nas imagens da Figura 3.37. A cor do papel amarelo é visivelmente alterada devido ao efeito da variação da iluminação, principalmente para a iluminação vermelha, nos instantes  $t_6$  e  $t_7 = 50$  s. Já a cor do papel amarelo corrigida possui um histograma relativamente mais constante. No instante  $t_8$  a cena é submetida a uma iluminação de baixa intensidade, provocada pelo *slide* de cor aproximadamente preta. Contudo, essa iluminação não modifica significativamente a cor do papel colorido amarelo, conforme verificado na Figura 3.37.

Conforme mencionado no Experimento 1, outra análise bastante interessante é a da cena submetida a uma iluminação de baixa intensidade luminosa. A Figura 3.39 exibe a imagem deste experimento submetida a uma iluminação de baixa intensidade e sua versão corrigida. Repare como a qualidade da imagem corrigida diminui em relação às imagens corrigidas da Figura 3.37. Entretanto, mesmo com essa piora de qualidade da correção, a imagem corrigida ainda possui uma grande fidelidade às cores das demais imagens corrigidas. Por outro lado, a imagem não corrigida difere das demais imagens não corrigidas.

Vale ressaltar que, na Figura 3.39, o *tracking* não falhou em nenhum dos dois casos, apesar de ter apresentado instabilidade na imagem corrigida. Essa instabilidade deve-se a piora da qualidade da correção de cor. O espaço de cor HSV é robusto à diminuição da intensidade de uma fonte de luz, justificando o funcionamento do *tracking* mesmo para a imagem não corrigida. Caso o *tracking* fosse realizado no espaço de cor RGB, ele não funcionaria para a imagem não corrigida, sendo muito mais propício de ser executado na imagem corrigida.

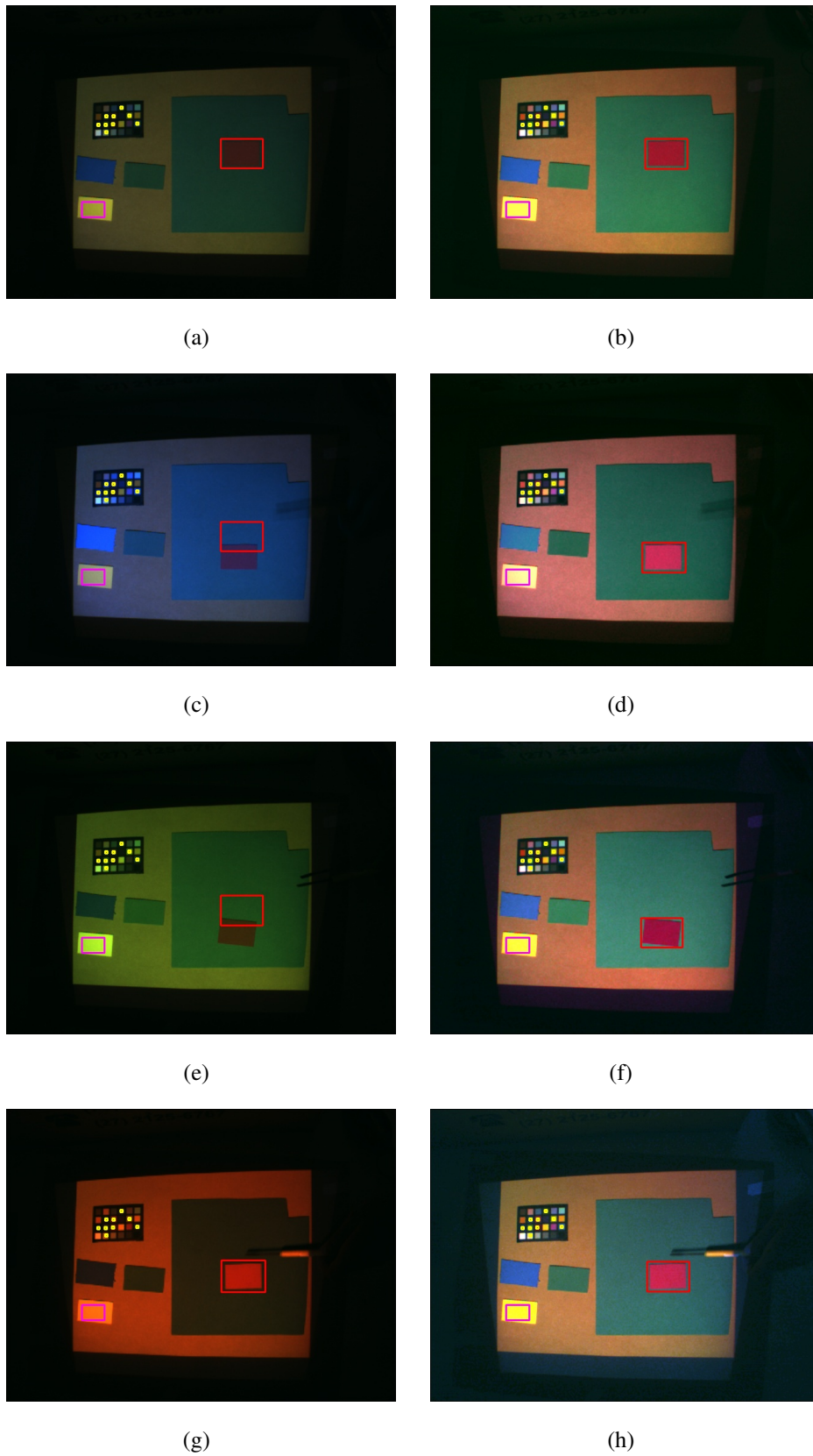


Figura 3.37: Imagens com iluminações (a) cinza, (c) azul, (e) verde e (g) vermelho e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65.

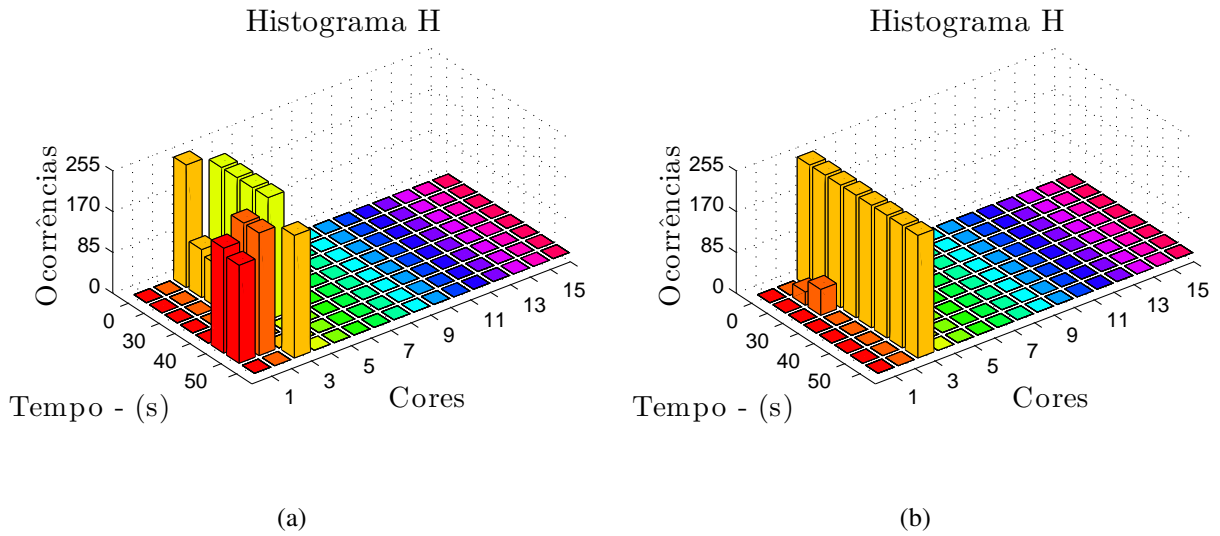


Figura 3.38: Histograma do canal H da região fixa nas imagens (a) não corrigida e (b) corrigida.

Conforme mencionado na Seção 2.2.2, a realização de *tracking*, em imagens com baixa intensidade luminosa, utilizando o espaço de cor HSV, pode gerar a ocorrência de alguns erros. O que se faz na prática é utilizar um valor mínimo admissível para o canal V, a fim de evitar que regiões escuras na imagem sejam consideradas. Neste caso, dependendo do valor mínimo escolhido e como a imagem não corrigida da Figura 3.39(b) possui canal V com valor muito baixo, o *tracking* poderia não funcionar. Desta forma, a realização do *tracking* na imagem corrigida é mais adequada, pois além da constância de seu cor em seu canal H, ela possui canais S e V em intervalos seguros, onde o espaço de cor HSV não apresenta riscos de ambiguidades na identificação da cor.

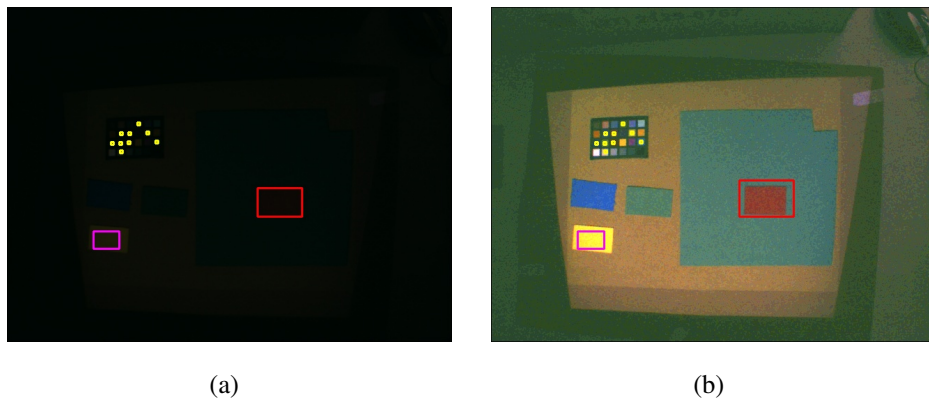


Figura 3.39: (a) Imagem submetida a uma iluminação de baixa intensidade luminosa e (b) imagem com iluminação corrigida para a iluminação canônica CIE D65.

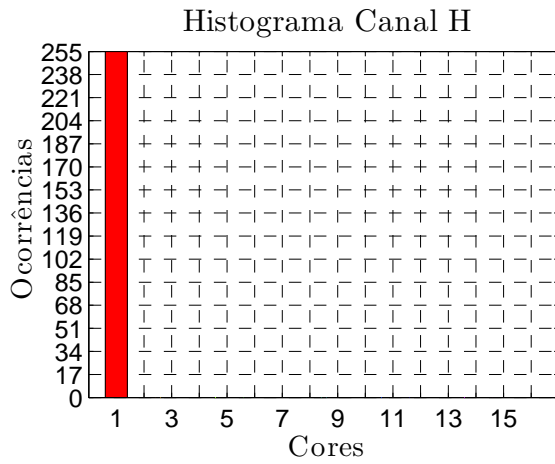
A Figura 3.40 apresenta os histogramas dos canais H, S e V, relativos à marca colorida vermelha presente nas Figuras 3.37(a) e 3.37(b). As Figuras 3.41, 3.42 e 3.43 apresentam os

histogramas H, S e V, respectivamente, do papel colorido vermelho presente nas Figuras 3.37(c), 3.37(d), 3.37(e), 3.37(f), 3.37(g) e 3.37(h). Por fim, a Figura 3.44 apresenta os histogramas dos canais H, S e V, relativos a marca colorida vermelha presente nas Figuras 3.39(a) e 3.39(b).

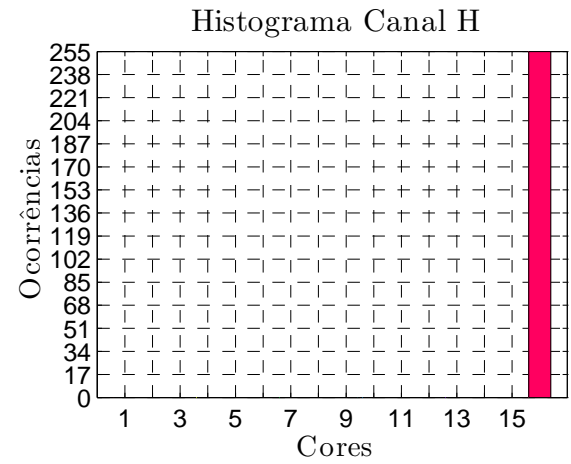
Os erros existentes no processo de correção, apontados principalmente pelos canais S e V dos histogramas mencionados no parágrafo imediatamente anterior a este, se devem aos fatores mencionados nos Experimentos 1 e 2. Além disso, é importante ressaltar que, o fato dos pontos conhecidos na cena responderem de maneira diferente para cada uma das iluminações utilizadas, proporciona erros de correção diferentes em cada caso.

A Figura 3.45 apresenta os histogramas relativos aos canais R, G e B, da marca colorida vermelha presente nas Figuras 3.37(a) e 3.37(b). As Figuras 3.46, 3.47 e 3.48 apresentam os histogramas R, G e B, respectivamente, do papel colorido vermelho presente nas Figuras 3.37(c), 3.37(d), 3.37(e), 3.37(f), 3.37(g) e 3.37(h). Por fim, a Figura 3.49 apresenta os histogramas relativos aos canais R, G e B, da marca colorida vermelha presente nas Figuras 3.39(a) e 3.39(b). Repare que, apesar de existirem erros consideráveis no processo de correção de cor de cada canal R, G e B, a informação de cor no espaço de cor HSV não é significativamente alterada. Isso se deve ao fato de, nas imagens corrigidas, o erro ser um deslocamento em relação ao valor ideal que não altera a ordem dos valores dos canais R, G e B. Por exemplo, se na primeira imagem corrigida a seguinte ordem é válida  $R > G$ ,  $G < B$  e  $B < R$ , nas demais imagens corrigidas a ordem continua sendo válida. O mesmo não pode ser dito a respeito das imagens não corrigidas, onde ocorre a modificação da informação de cor representada pelo canal H.

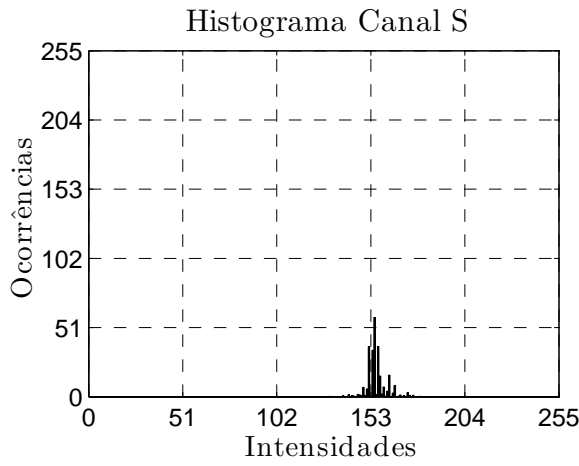
Repare que, apesar do histograma da Figura 3.44(b) variar em relação ao histograma da Figura 3.40(b), esses dois histogramas possuem uma região de intercessão que justifica o funcionamento do *tracking*. No entanto, conforme mencionado anteriormente, devido a essa diferença, o *tracking* tornou-se um tanto quanto instável na Figura 3.39(b).



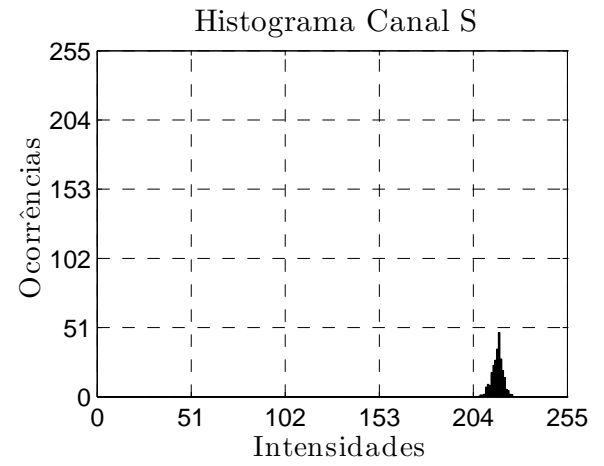
(a)



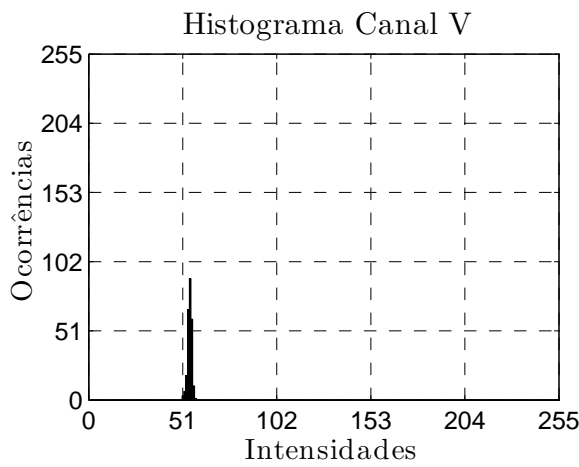
(b)



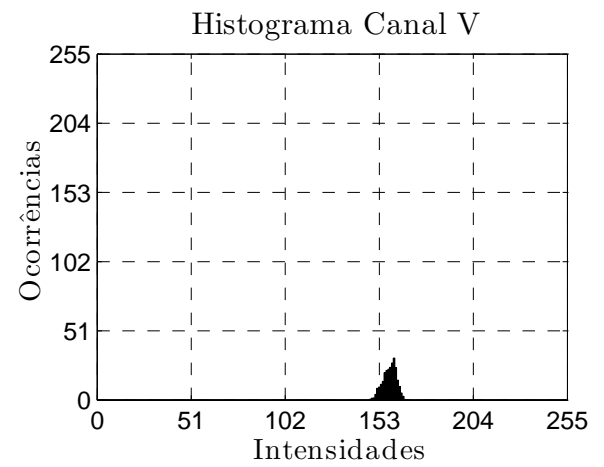
(c)



(d)



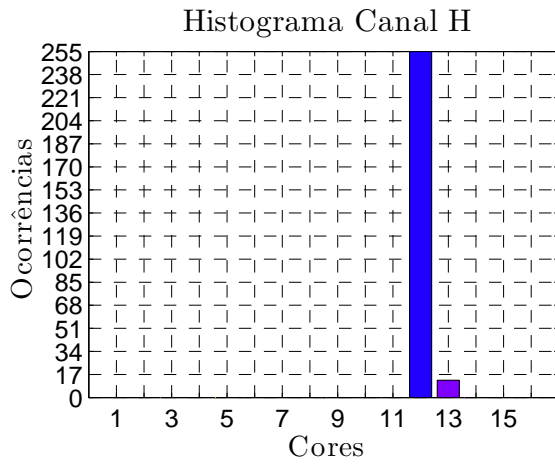
(e)



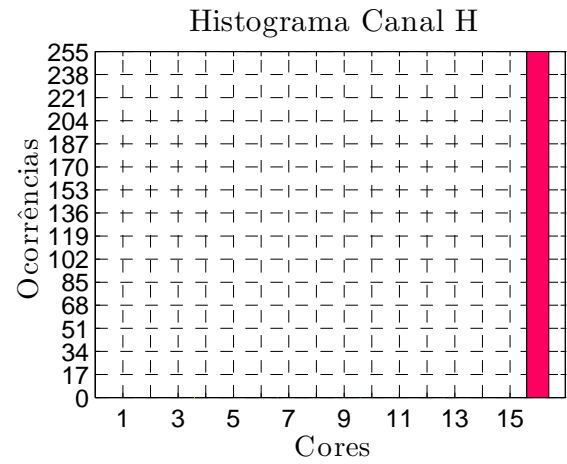
(f)

Figura 3.40: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 3.37(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 3.37(b).

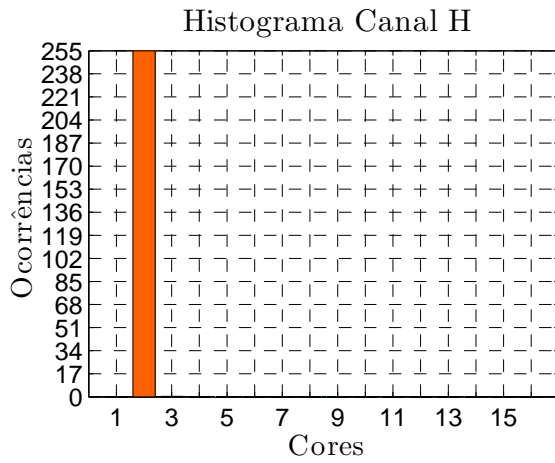




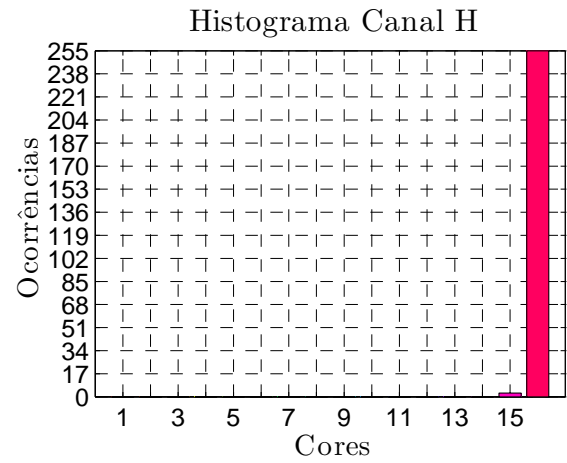
(a)



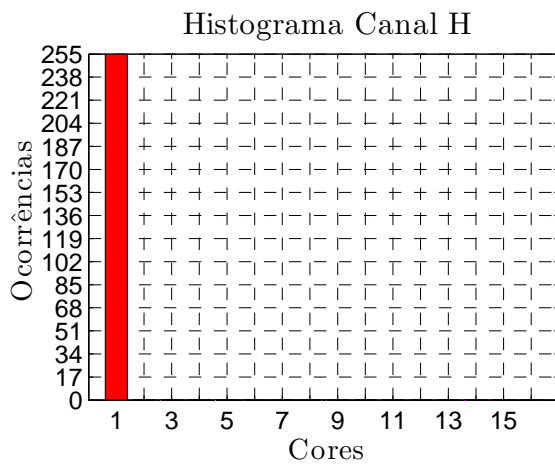
(b)



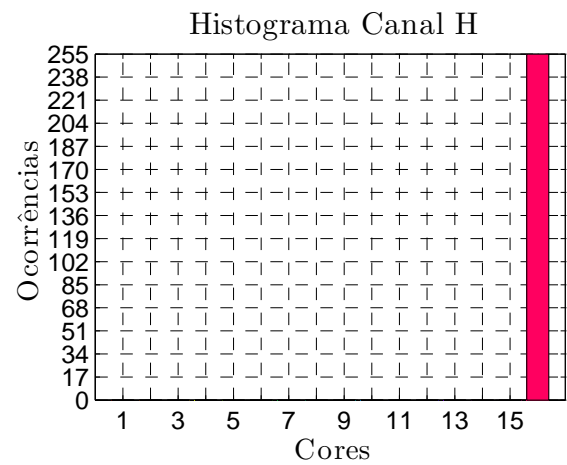
(c)



(d)

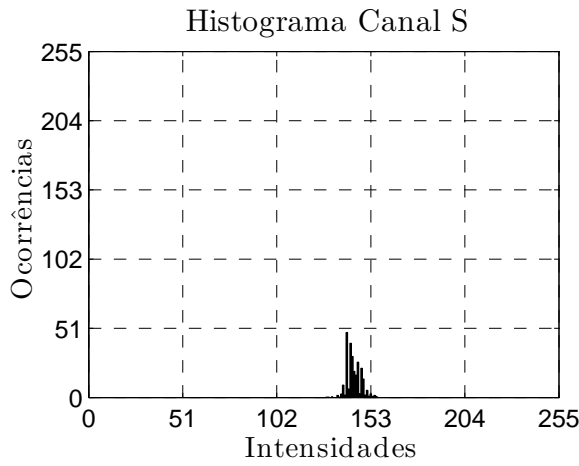


(e)

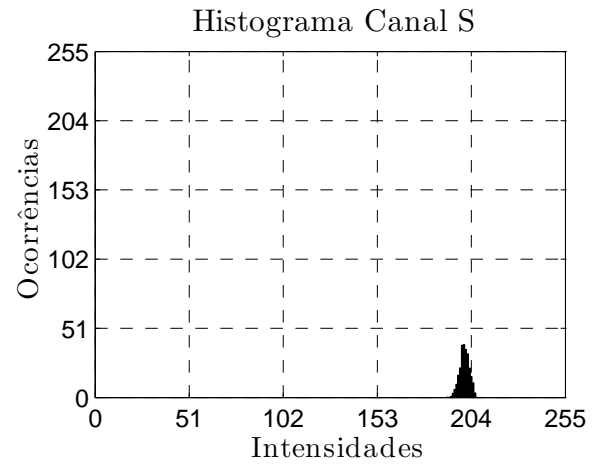


(f)

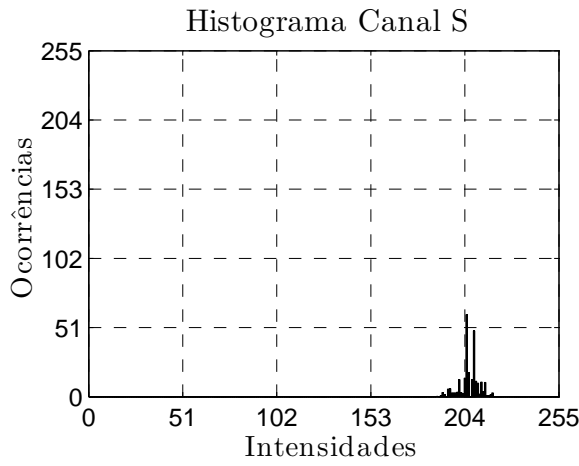
Figura 3.41: Histogramas do canal H das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h).



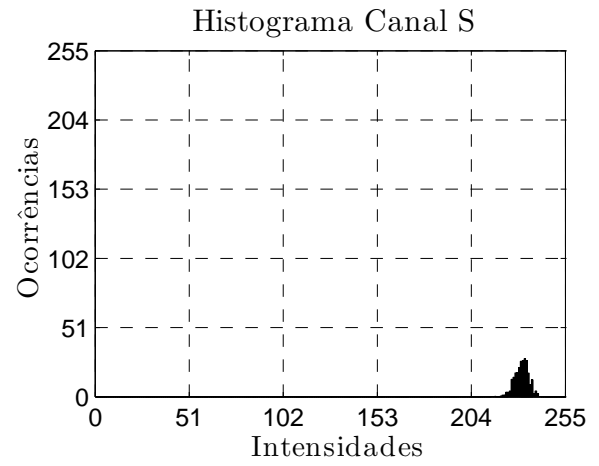
(a)



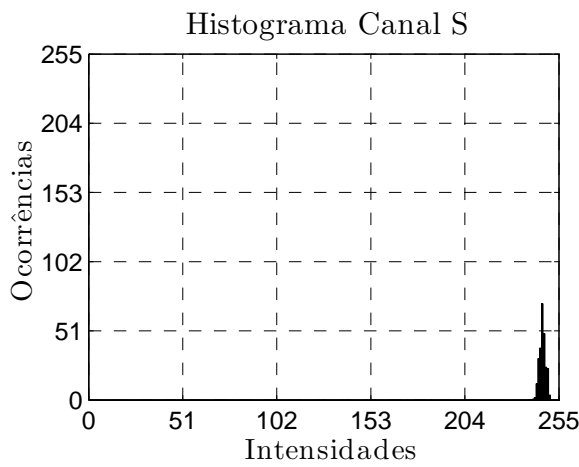
(b)



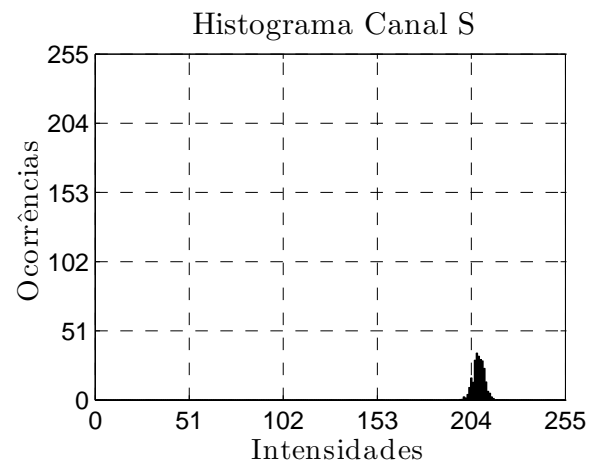
(c)



(d)

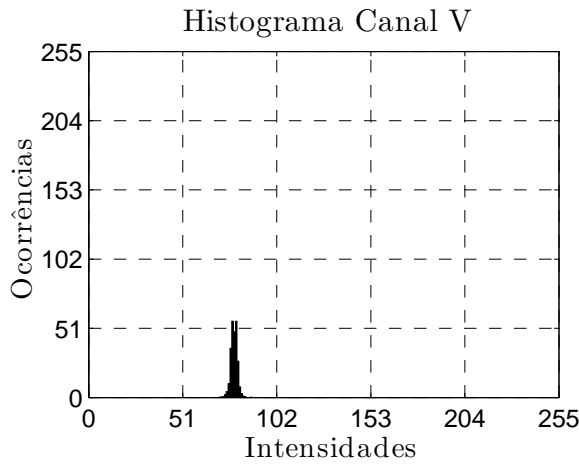


(e)

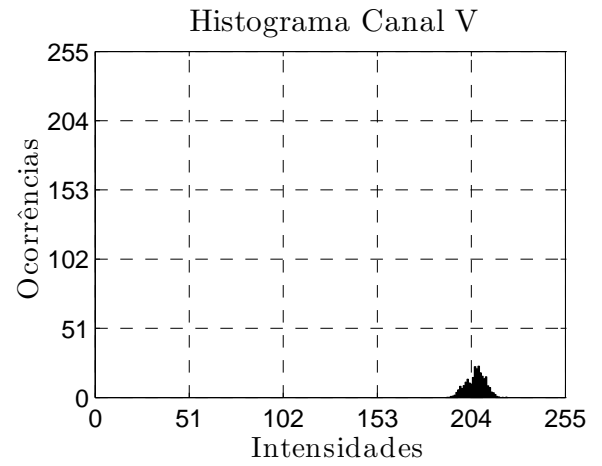


(f)

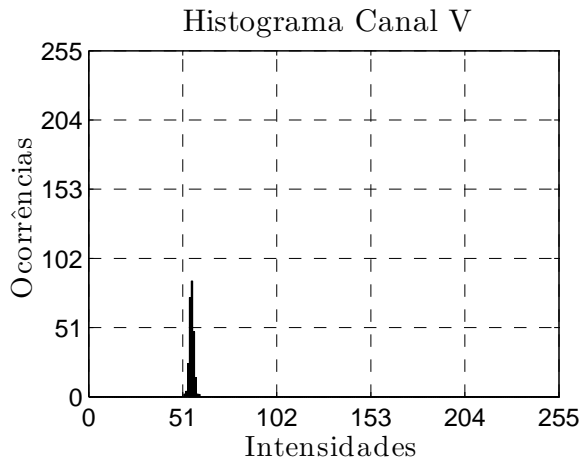
Figura 3.42: Histogramas do canal S das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h).



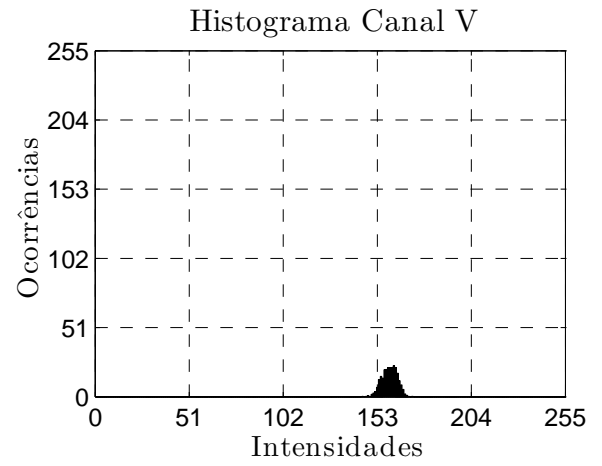
(a)



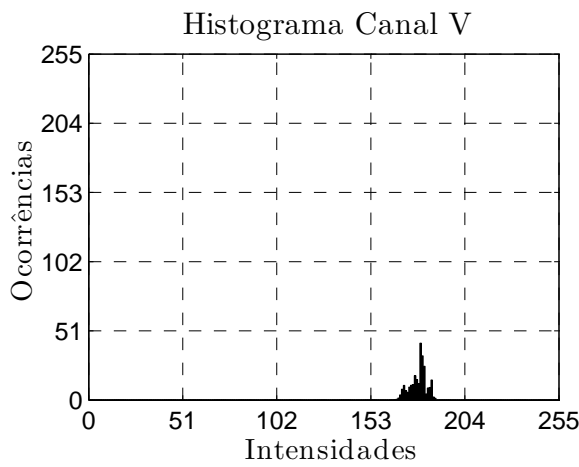
(b)



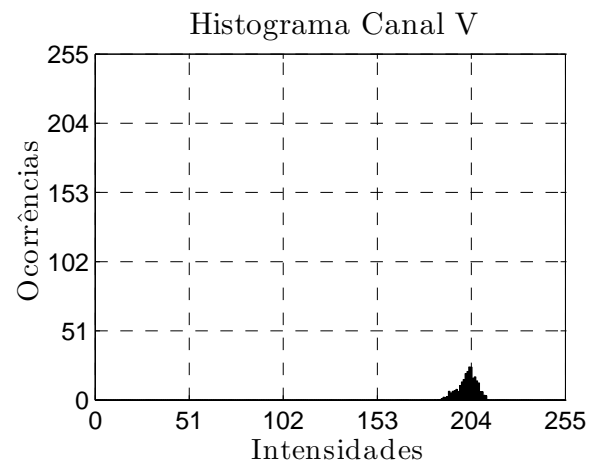
(c)



(d)

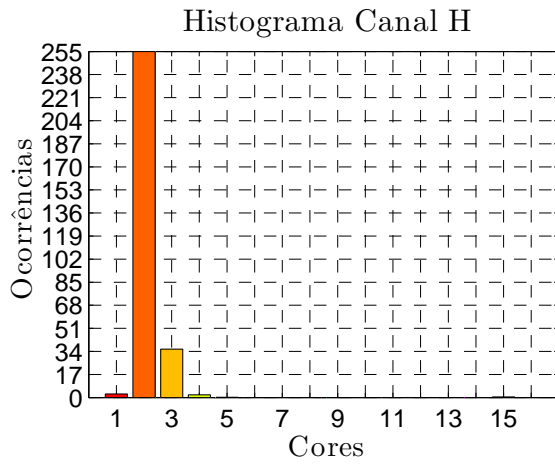


(e)

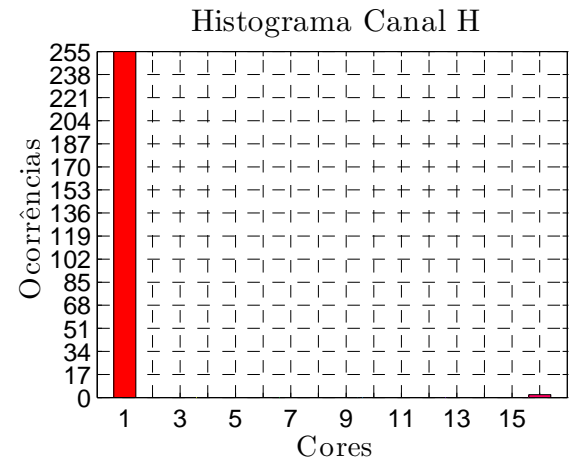


(f)

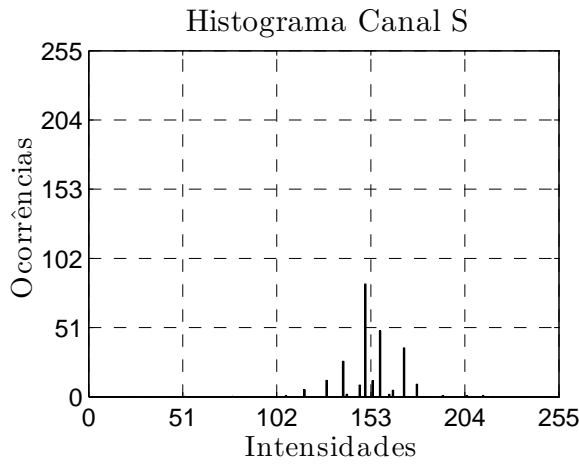
Figura 3.43: Histogramas do canal V das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h).



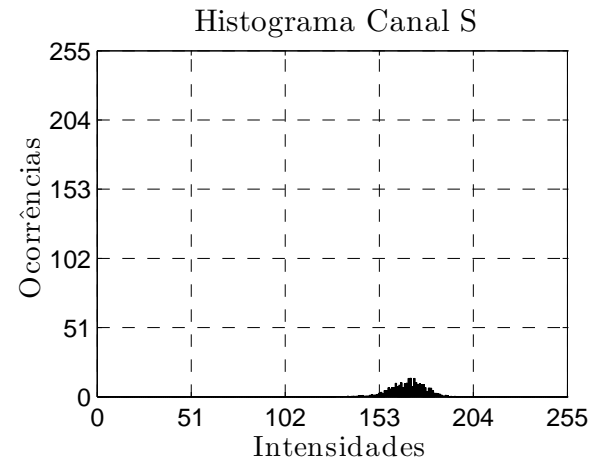
(a)



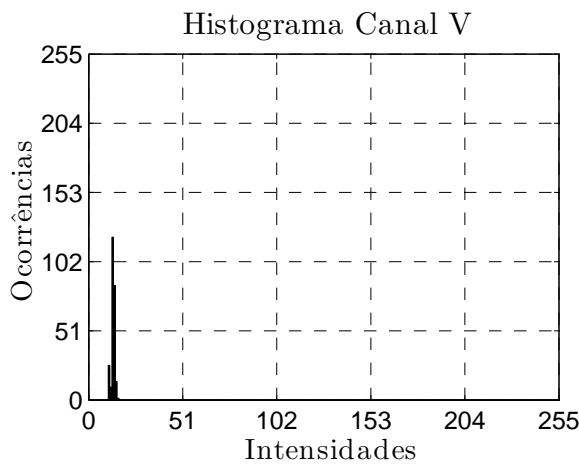
(b)



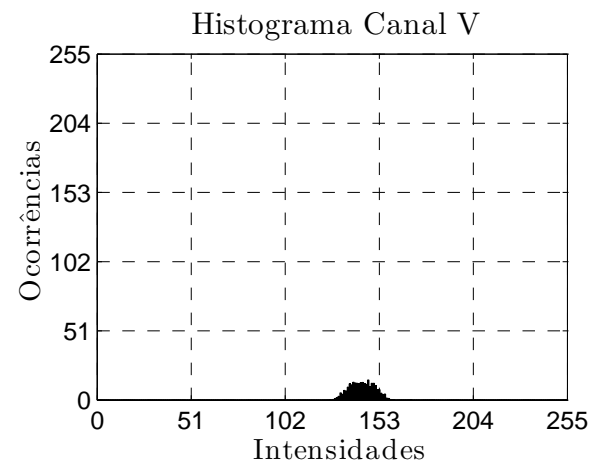
(c)



(d)

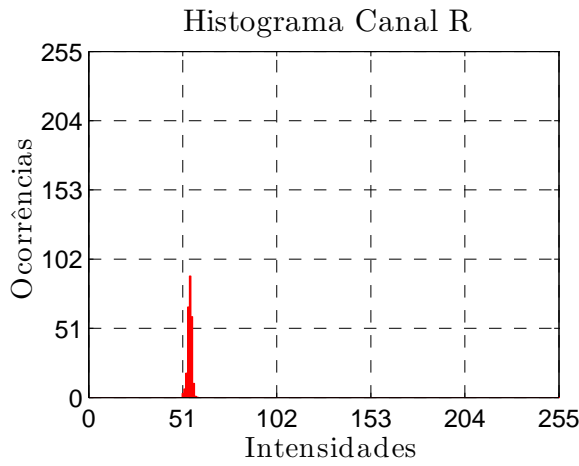


(e)

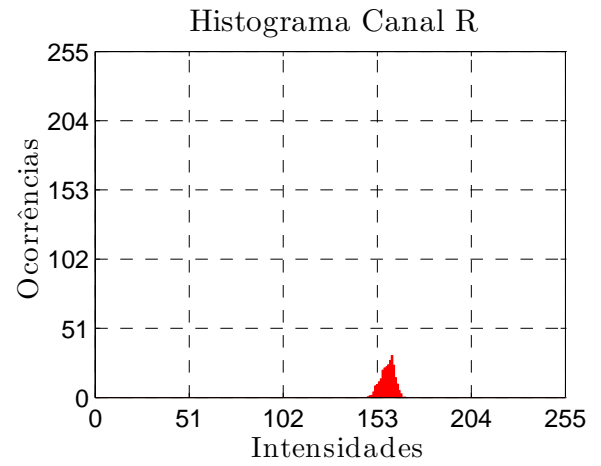


(f)

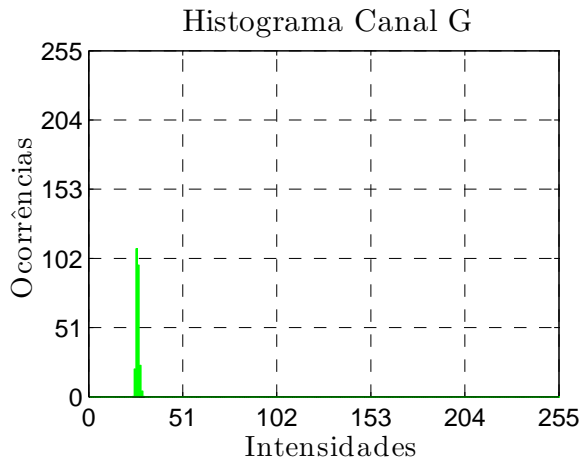
Figura 3.44: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 3.39(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 3.39(b).



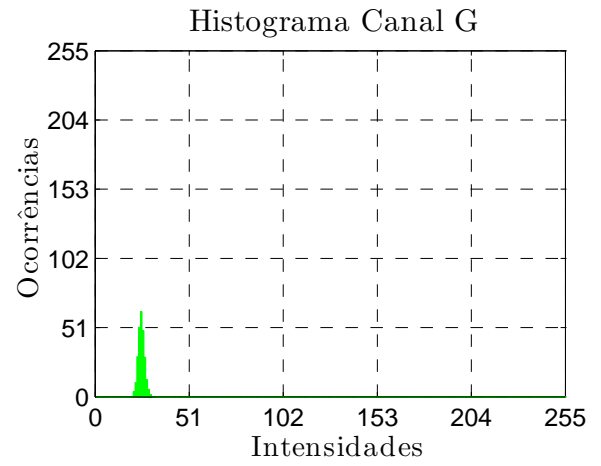
(a)



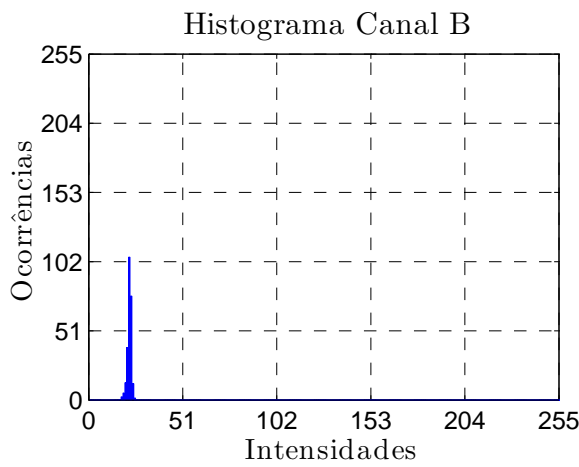
(b)



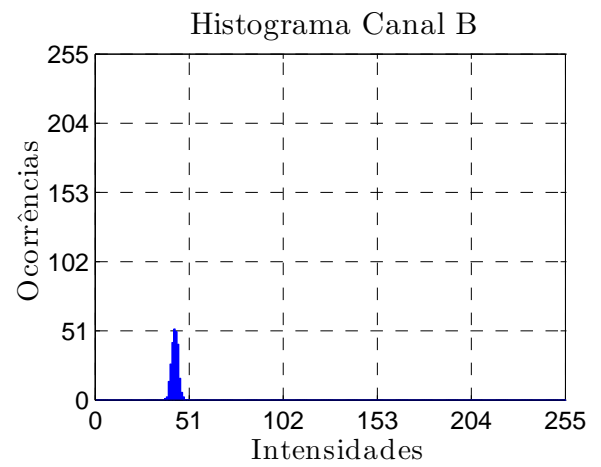
(c)



(d)

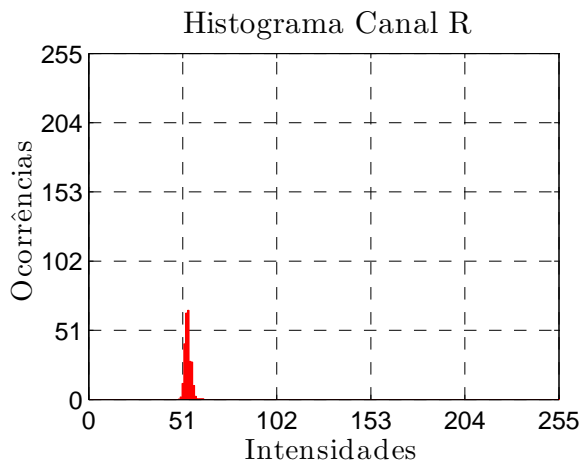


(e)

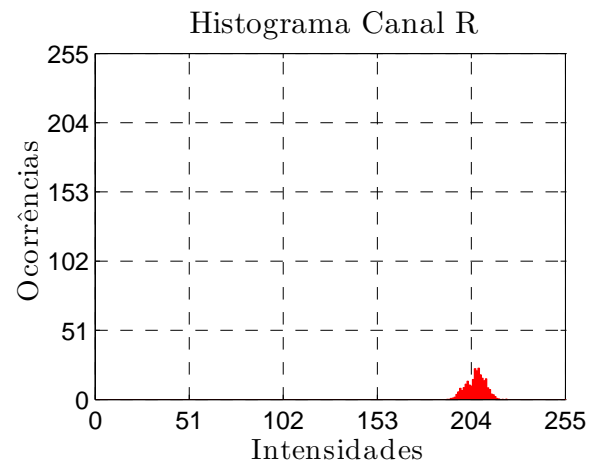


(f)

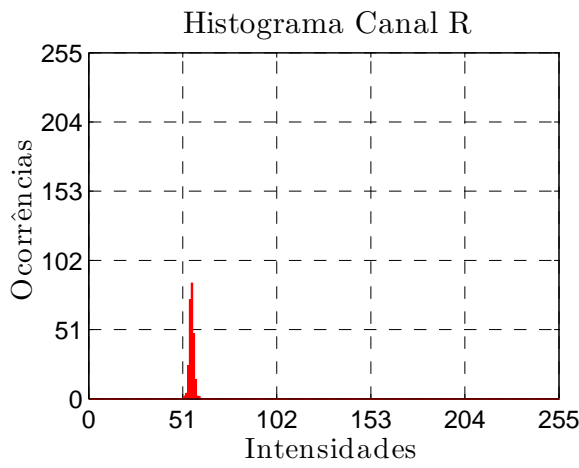
Figura 3.45: Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 3.37(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 3.37(b).



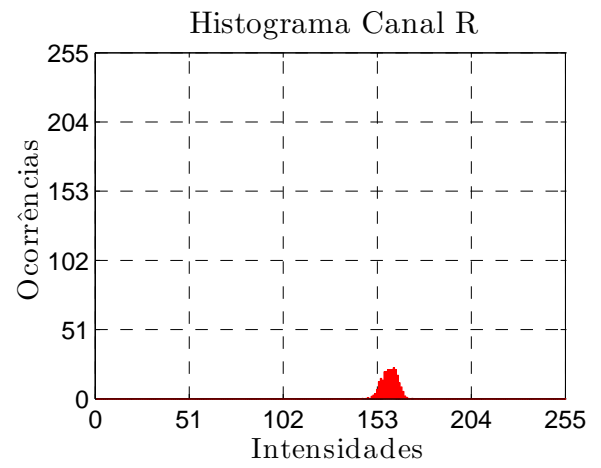
(a)



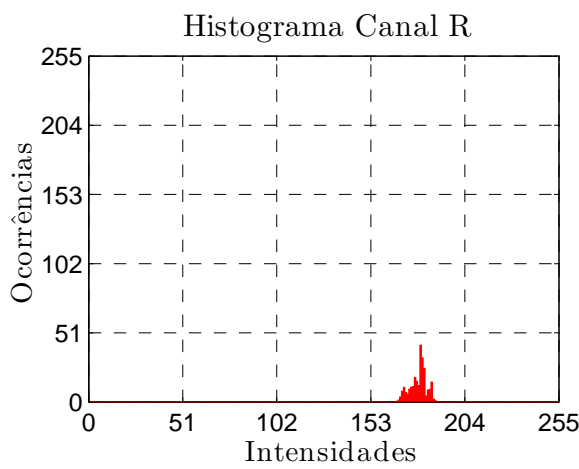
(b)



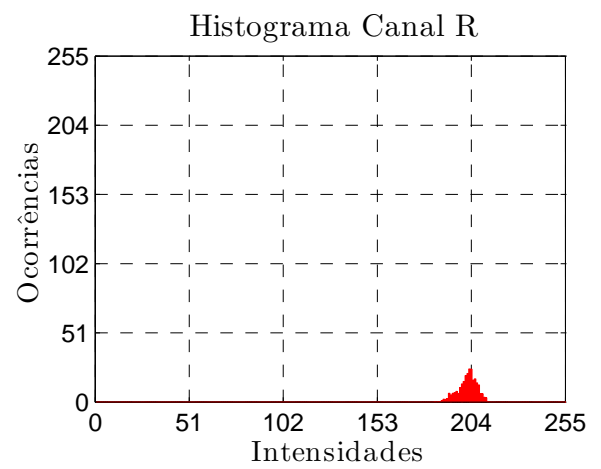
(c)



(d)

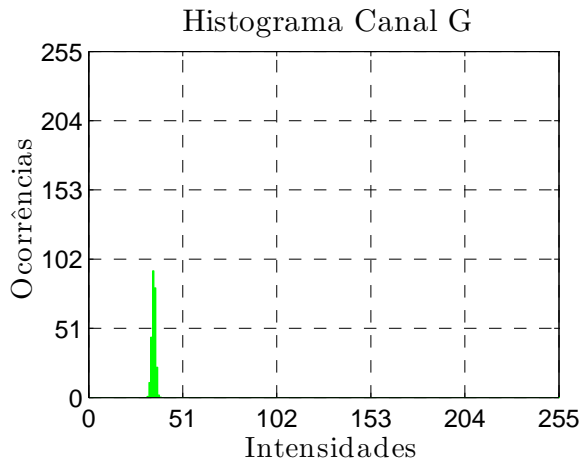


(e)

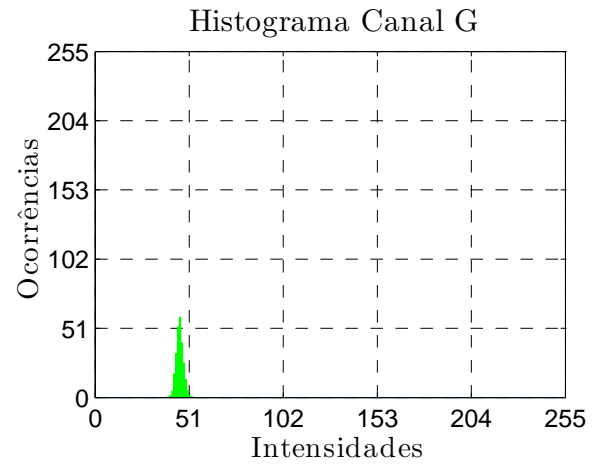


(f)

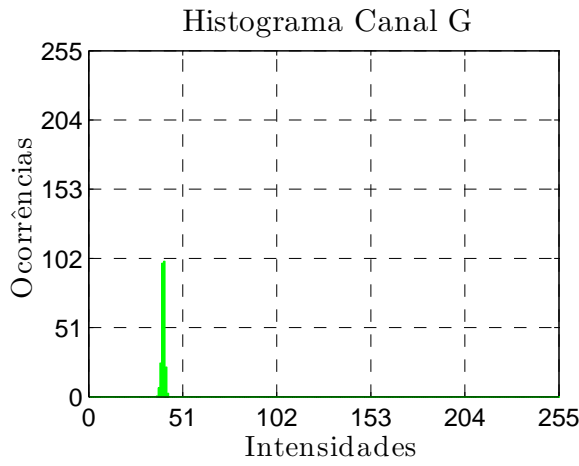
Figura 3.46: Histogramas do canal R das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h).



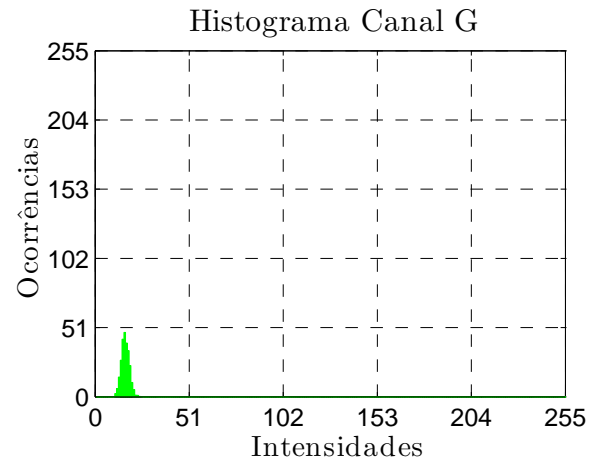
(a)



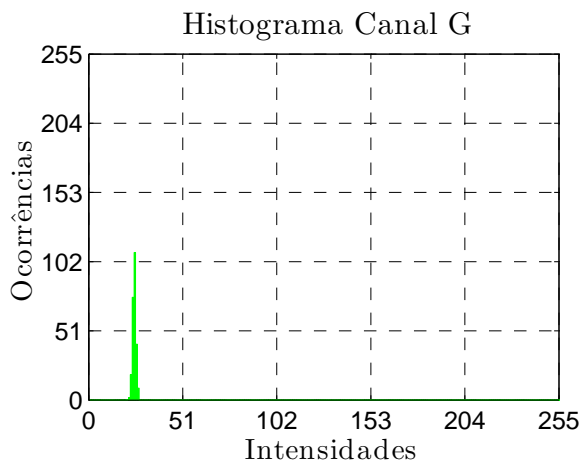
(b)



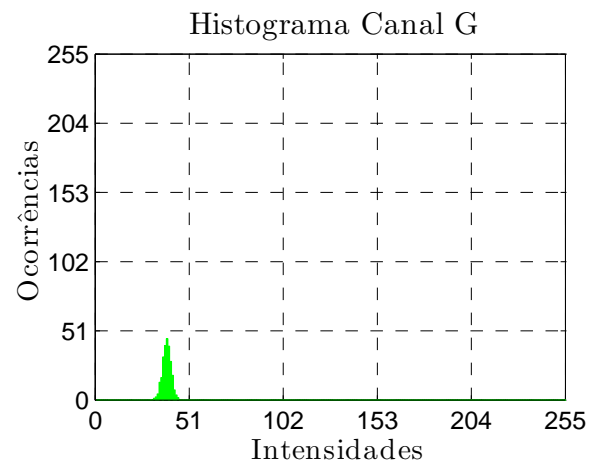
(c)



(d)

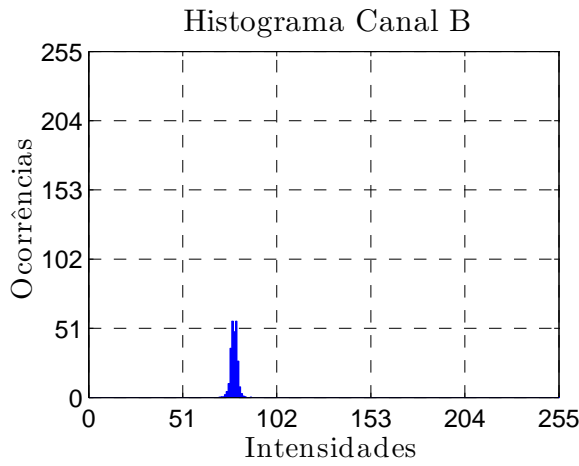


(e)

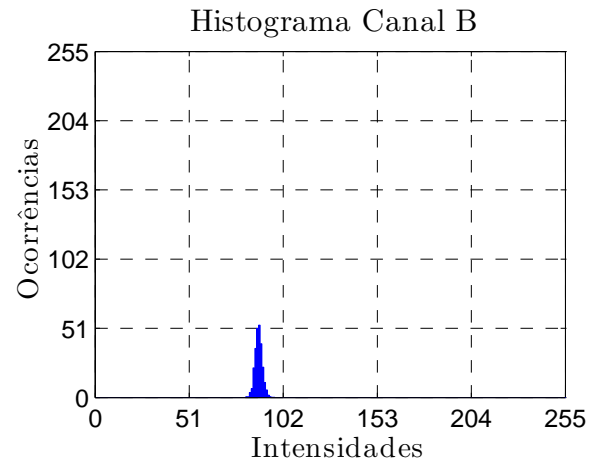


(f)

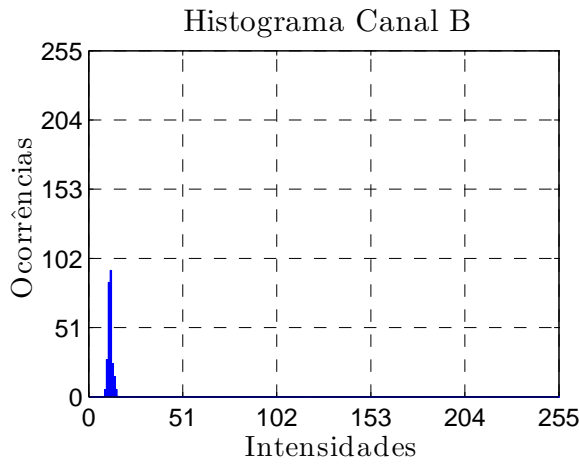
Figura 3.47: Histogramas do canal G das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h).



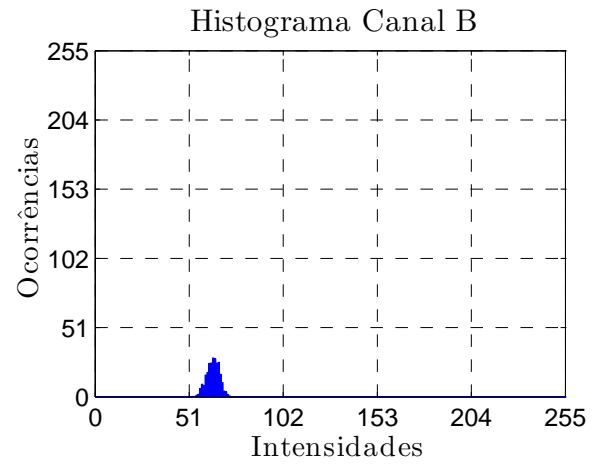
(a)



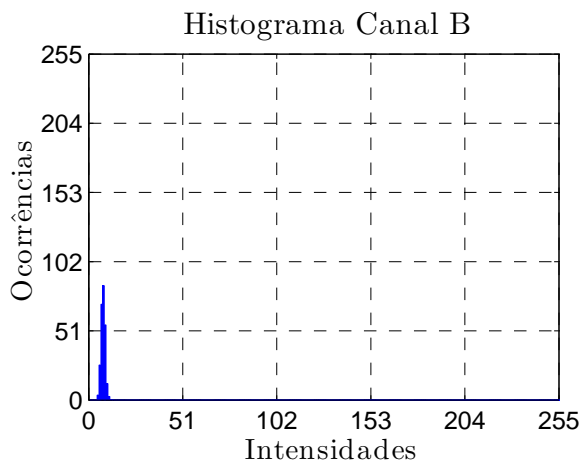
(b)



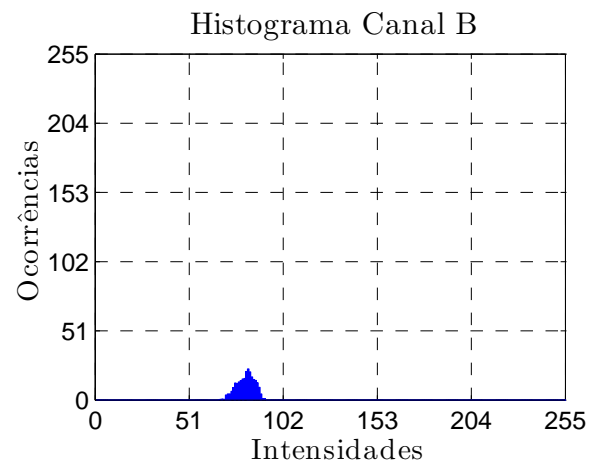
(c)



(d)



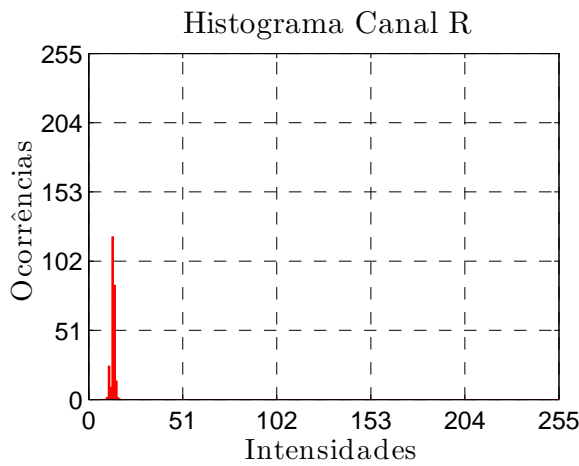
(e)



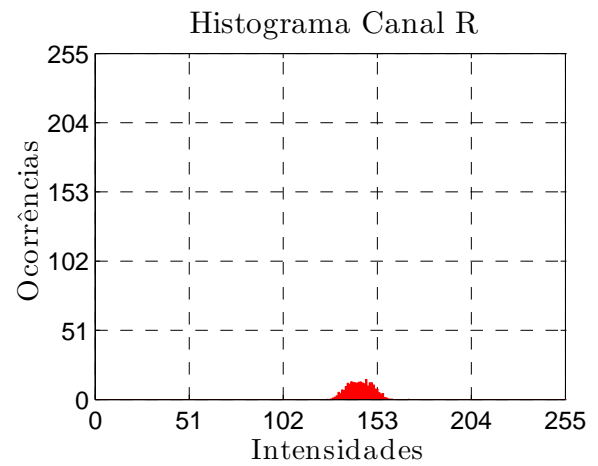
(f)

Figura 3.48: Histogramas do canal B das Figuras (a) 3.37(c), (b) 3.37(d), (c) 3.37(e), (d) 3.37(f), (e) 3.37(g) e (f) 3.37(h).

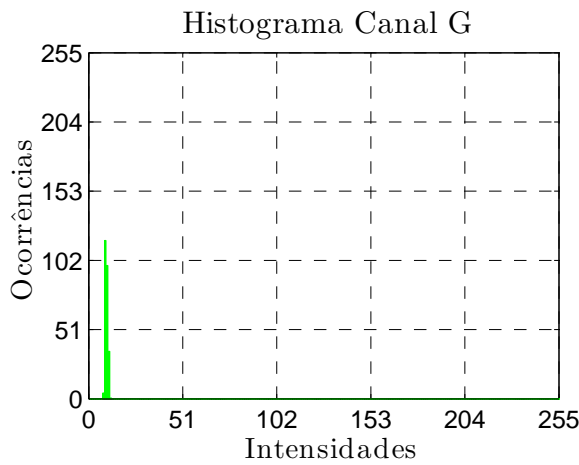




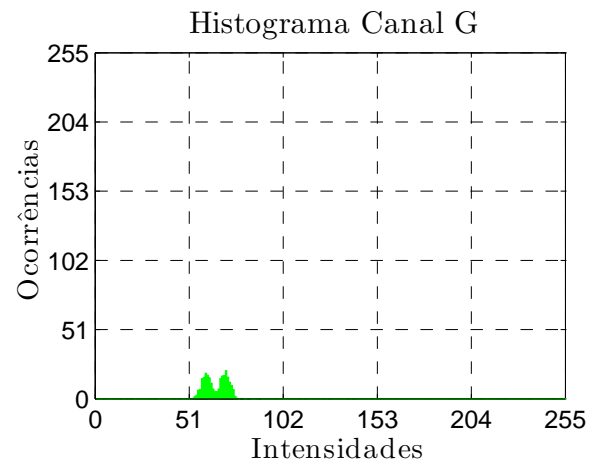
(a)



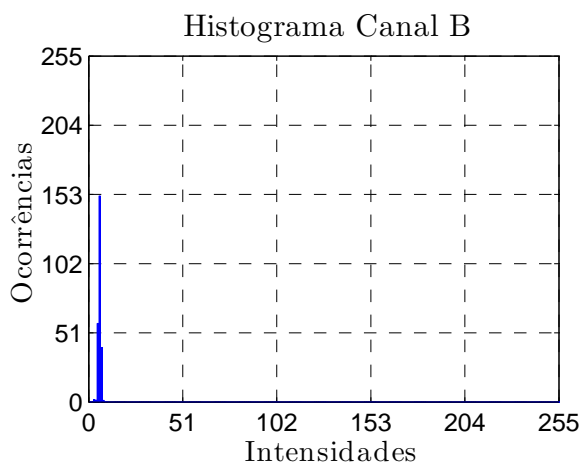
(b)



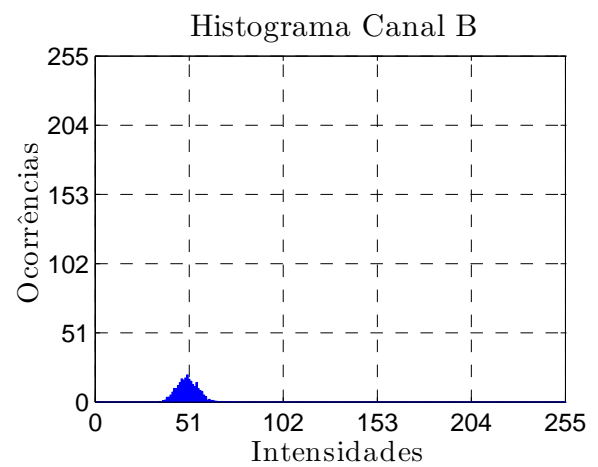
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 3.49: Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 3.39(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 3.39(b).

## Segmentação de marcas coloridas em imagens com cores corrigidas e não corrigidas

O algoritmo de constância de cor, aplicado no procedimento de *tracking* utilizado nos Experimentos 1, 2 e 3, pode ser aplicado também em aplicações de segmentação. Desta forma, pode-se diminuir os erros de segmentação provocados pela variação da iluminação da cena, conforme discutido no Experimento 4.

### Experimento 4

Este experimento tem por objetivo realizar a segmentação das cores vermelho, verde e azul, tanto nas imagens não corrigidas quanto nas imagens corrigidas. O objetivo é demonstrar que o procedimento de segmentação de cores tem seu desempenho melhorado com a utilização do algoritmo de constância de cor estudado neste trabalho. O processo de segmentação consiste em selecionar na imagem analisada apenas os objetos de interesse. Sendo assim, primeiro realizou-se a segmentação por cores, encontrando como resposta uma imagem com vários objetos possuindo o tom de cor procurado. Em seguida, aplicou-se um filtro para eliminar os objetos que não possuíam uma área específica, resultando em uma imagem apenas com os objetos de interesse. Essa filtragem de objetos especificando-se a área tem por objetivo eliminar ruídos que não sejam o objeto que busca-se segmentar.

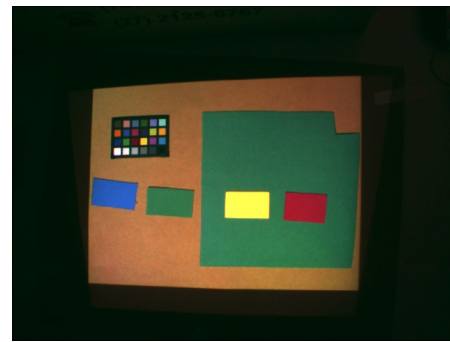
A segmentação de cores foi realizada utilizando-se o espaço de cor HSV, devido ao fato da informação de cor ser representada, neste espaço, em um único canal. A Figura 3.50 exibe uma sequência de imagens não corrigidas e corrigidas, ao longo do processo de variação da iluminação da cena. A Tabela 3.3 exibe os valores referentes ao canal H, utilizados para a segmentação das cores de interesse. A Figura 3.51 exibe as cores de interesse segmentadas nas imagens não corrigidas e corrigidas. A segmentação, realizada nas imagens não corrigidas, teve seus parâmetros ajustados baseado na informação de cor da imagem da Figura 3.50(a), enquanto a segmentação das imagens corrigidas teve seus parâmetros baseado na informação de cor da imagem da Figura 3.50(b). Portanto, a segmentação funciona de maneira adequada para as imagens das Figuras 3.50(a) e 3.50(b), conforme verificado nas imagens das Figuras 3.51(a) e 3.51(b).

Cor	Imagem Não Corrigida	Imagem Corrigida
Vermelho	$0^{\circ} - 19^{\circ}$ e $357^{\circ} - 360^{\circ}$	$0^{\circ} - 5^{\circ}$ e $338^{\circ} - 360^{\circ}$
Verde	$133^{\circ} - 160^{\circ}$	$127^{\circ} - 157^{\circ}$
Azul	$203^{\circ} - 230^{\circ}$	$204^{\circ} - 228^{\circ}$

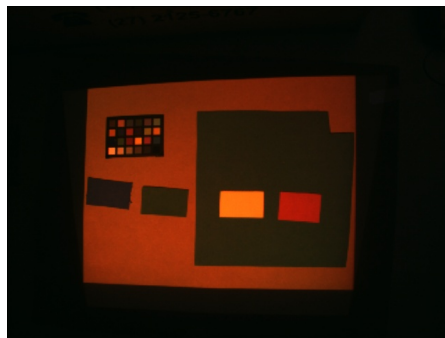
Tabela 3.3: Intervalos relativos ao canal H utilizados no processo de segmentação.



(a)



(b)



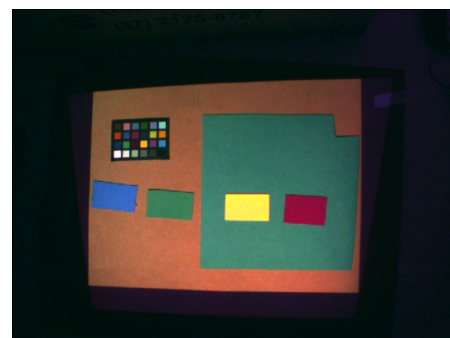
(c)



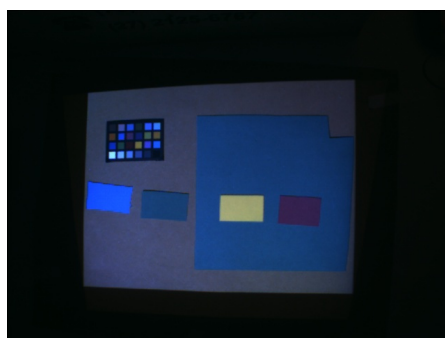
(d)



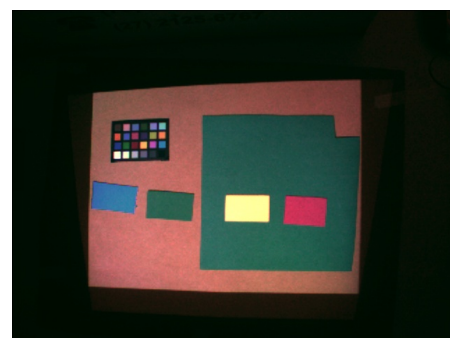
(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 3.50: Imagens com iluminações (a) cinza, (c) vermelho, (e) verde e (g) azul e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65.

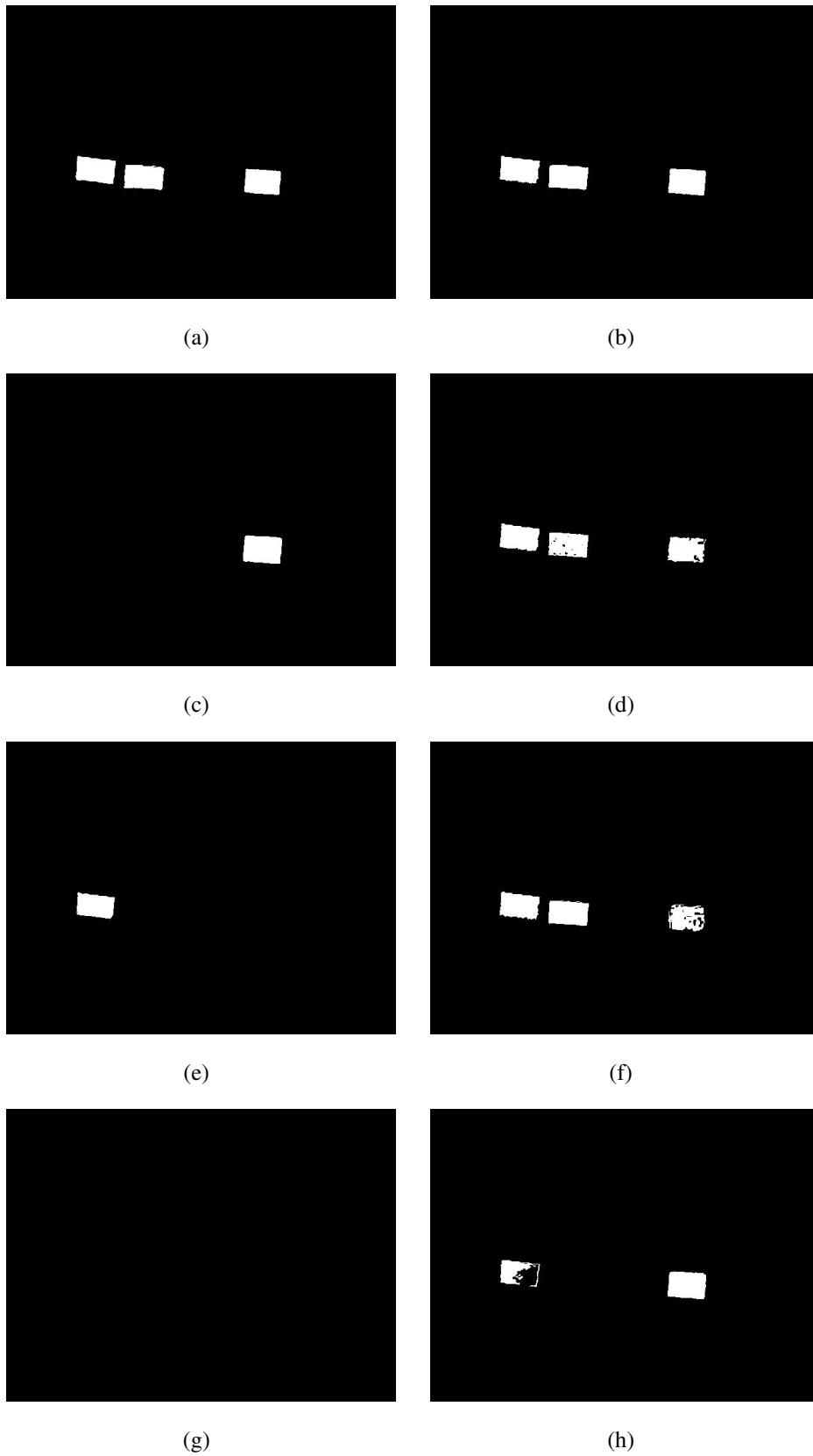


Figura 3.51: Marcas coloridas segmentadas nas imagens (a) 3.50(a), (b) 3.50(b), (c) 3.50(c), (d) 3.50(d), (e) 3.50(e), (f) 3.50(f), (g) 3.50(g) e (h) 3.50(h).

Contudo, à medida que se varia a iluminação da cena, o processo de segmentação apresenta erros em todas imagens não corrigidas. Já nas imagens corrigidas, a segmentação falha apenas para o papel de cor verde da Figura 3.50(h), como pode ser visto na Figura 3.51(h). Essa variação mais significativa da cor verde, na imagem corrigida, está relacionada, conforme mencionado no Experimento 2, com a saturação dos canais das cores de algumas placas da GCRC, que foram utilizadas para estimar a matriz de correção de cor. As cores analisadas, neste experimento, possuem histogramas semelhantes aos histogramas apresentados para as cores verde, azul e vermelho, presentes nos Experimentos 1, 2 e 3, respectivamente. Sendo assim, os gráficos com os histogramas dessas cores não serão exibidos novamente.

A Figura 3.52 mostra uma nova tentativa de segmentação das imagens da Figura 3.50, utilizando novos parâmetros de segmentação apresentados na Tabela 3.4. Repare que a intervalo de interesse do canal H de cada cor foi aumentado significativamente, abrangendo quase todos os tons de cores vermelho, verde e azul. Observe ainda que os objetos de interesse foram identificados corretamente em todas as imagens corrigidas. Para a imagem da Figura 3.52(a), percebe-se que o papel de cor verde não foi identificado, aparecendo um ruído em seu lugar. O papel verde, apesar de identificado no processo de segmentação de cores, foi preterido pelo ruído no processo de filtragem por área. Em tarefas de segmentação, não é recomendada a utilização de intervalos de segmentação relativamente grandes, pois estes permitem que mais ruídos com tons de cores próximos dos objetos de interesse sejam identificados. Esse problema seria facilmente resolvido por um filtro de dimensões que, entretanto, foge ao escopo deste trabalho. O objetivo desta segunda tentativa de segmentação é mostrar que, apesar da constância de cor apresentar erros, as cores dos objetos corrigidos representam sempre uma mesma cor, variando apenas na tonalidade. Portanto, as imagens corrigidas são mais apropriadas de serem utilizadas que as imagens não corrigidas, quando existe uma variação considerável da iluminação que incide sob a cena. Observe que, mesmo aumentando o intervalo de interesse, os objetos vermelho, azul e verde não foram segmentados corretamente nas imagens não corrigidas.

Cor	Imagem Não Corrigida	Imagem Corrigida
Vermelho	0° - 20° e 330° - 360°	0° - 20° e 330° - 360°
Verde	72° - 165°	72° - 165°
Azul	197° - 263°	197° - 263°

Tabela 3.4: Intervalos relativos ao canal H utilizados no processo de segmentação.

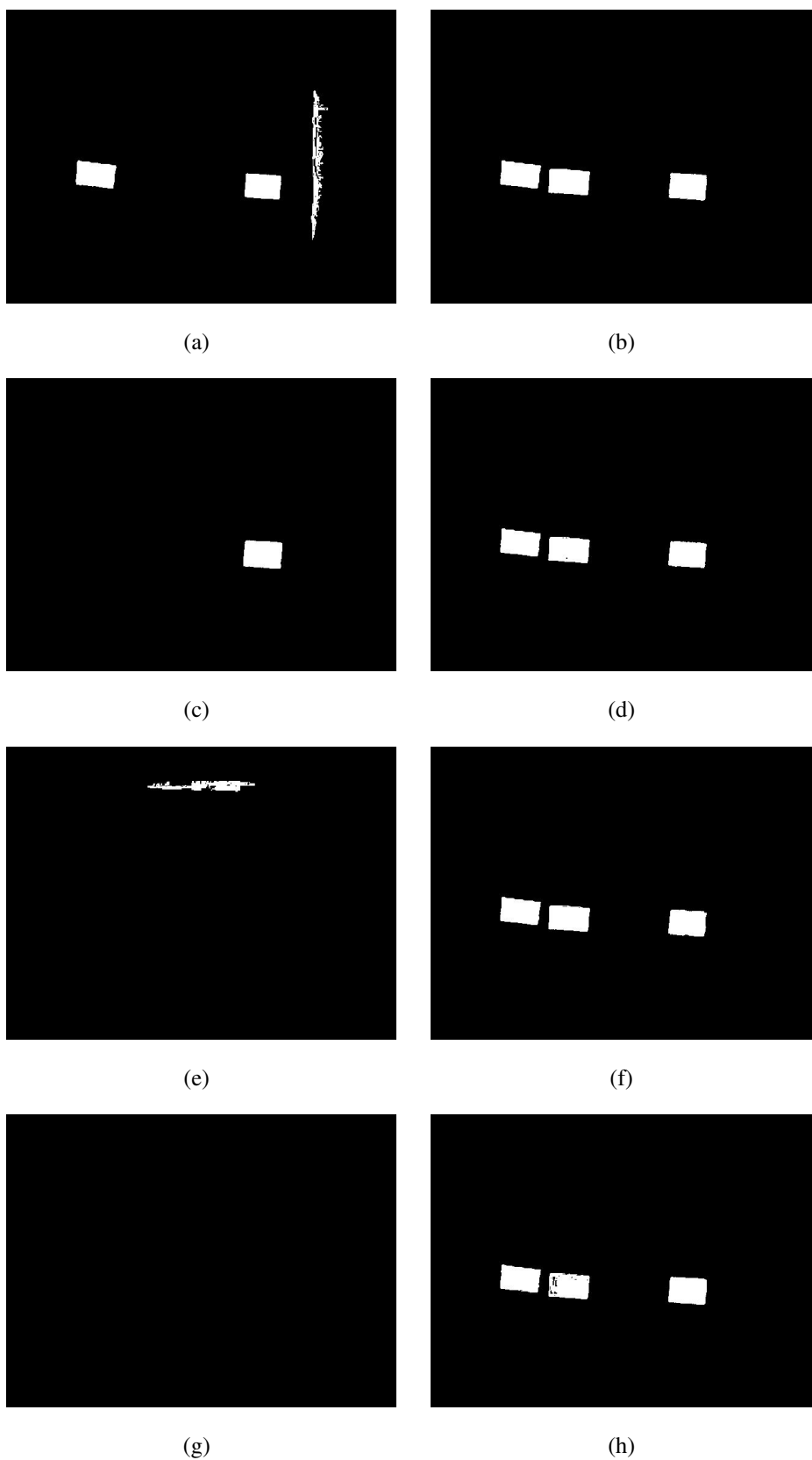


Figura 3.52: Nova tentativa de segmentação das marcas coloridas das imagens (a) 3.50(a), (b) 3.50(b), (c) 3.50(c), (d) 3.50(d), (e) 3.50(e), (f) 3.50(f), (g) 3.50(g) e (h) 3.50(h).

### 3.3.3 Análise da Influência da Saturação

Nesta seção, busca-se analisar alguns resultados encontrados na utilização do método de constância de cor apresentado neste trabalho. No Experimento 3, justificou-se a variação da cor azul, presente na imagem corrigida da Figura 3.23(h), em relação à cor azul das demais imagens corrigidas, como efeito da saturação dos canais azuis de alguns pontos conhecidos na cena, utilizados para estimar a matriz de correção de cor. As imagens das Figuras 3.53 e 3.54 exibem as imagens da cena durante um processo de variação da cor e da quantidade de luz que atinge o CCD da câmera. O processo de variação da cor da iluminação foi realizada como nos experimentos anteriores, enquanto uma maior abertura da lente da câmera foi utilizada para aumentar a quantidade de luz capturada pelo sensor da câmera. Nessa sequência de imagens, os dois retângulos, vermelho e rosa, estão fixos. A Figura 3.55 exibe uma sequência de histogramas, ao longo do tempo, das regiões limitadas pelos retângulos rosa e vermelho, presentes nas imagens das Figuras 3.53 e 3.54. Os oito instantes de tempo de cada histograma presente na Figura 3.55 são relativos às oito imagens não corrigidas e corrigidas presentes nas Figuras 3.53 e 3.54.

Pode-se observar que, no instante de tempo  $t_1 = 0$ , a imagem não corrigida da Figura 3.53(a) se encontra sob efeito da iluminação cinza, com uma abertura da lente da câmera considerada normal. Desta forma, a correção da imagem da Figura 3.53(a), presente na Figura 3.53(b), é realizada de maneira adequada, sendo essa imagem muito semelhante às imagens corrigidas presentes nos Experimentos 1, 2, 3 e 4. Repare que o histograma relativo à imagem corrigida no instante  $t_1 = 0$  localiza-se na cor número 10, para a região limitada pelo retângulo de cor rosa, e na cor número 6, para a região limitada pelo retângulo vermelho. Caso a correção fosse realizada de maneira adequada em todos os instantes de tempo, esses valores de cores deveriam ser mantidos para as regiões limitadas pelos retângulos rosa e vermelho. Contudo, no instante  $t_1$ , verifica-se que os histogramas corrigidos variam devido a um aumento da abertura da lente da câmera, observado na imagem da Figura 3.53(c). Observe ainda que, de fato, a imagem corrigida relativa à Figura 3.53(c), presente na Figura 3.53(d), é diferente das demais imagens corrigidas presentes nos Experimentos 1, 2, 3 e 4. Esse mesmo fato pode ser verificado para as demais imagens das Figuras 3.53 e 3.54, analisando-se os histogramas da Figura 3.55. É visível que as imagens corrigidas, relativas às imagens capturadas com abertura da lente da câmera aumentada, possuem cores diferentes das imagens corrigidas com a abertura da lente da câmera considerada normal.

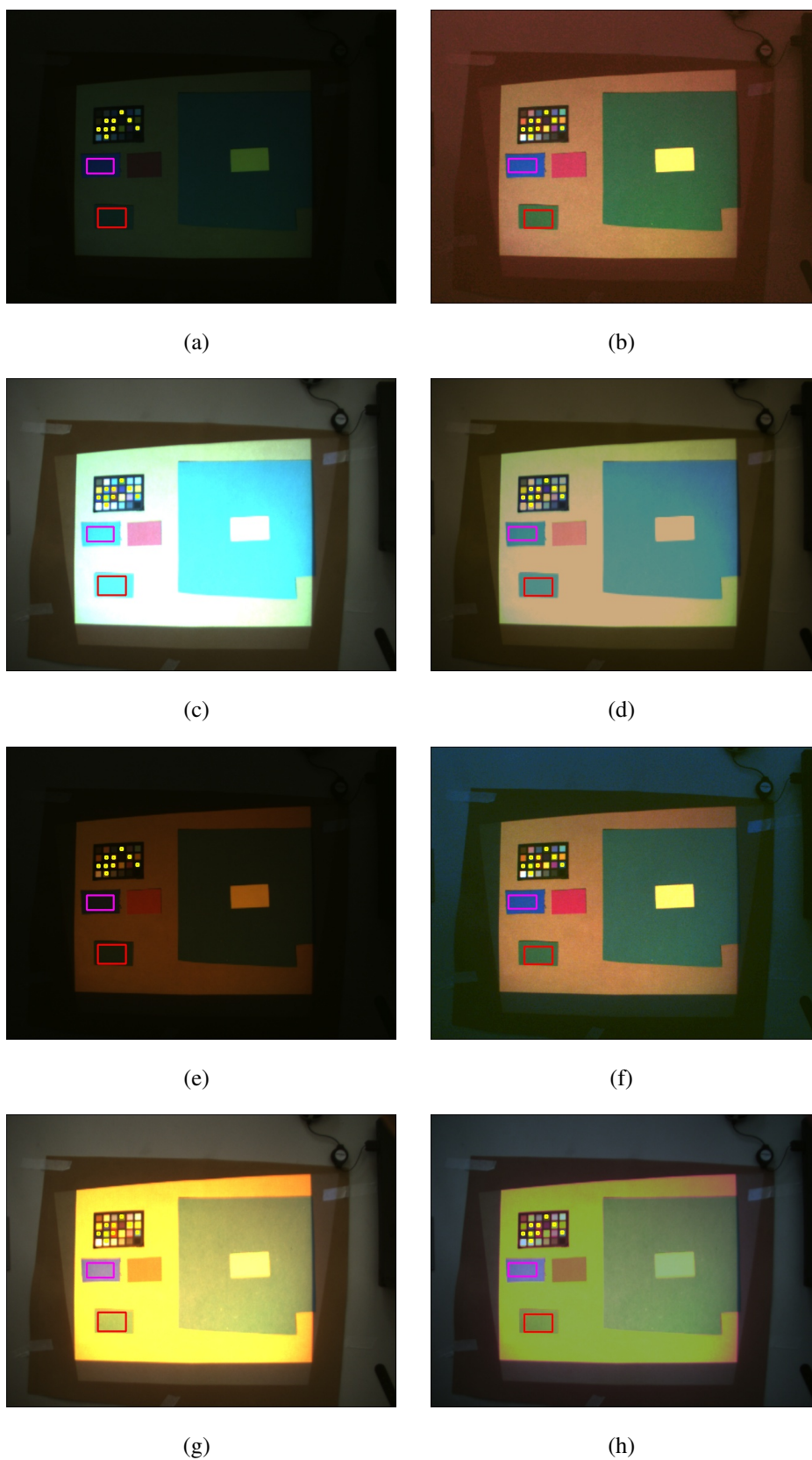
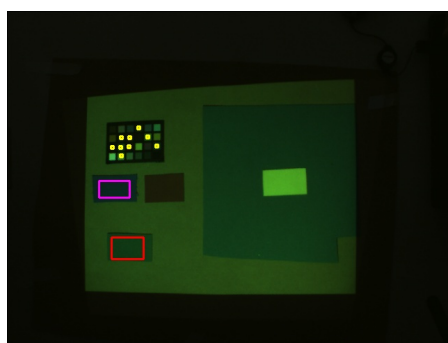


Figura 3.53: Imagens com iluminações (a) cinza, (c) cinza (abertura da lente aumentada), (e) vermelho e (g) vermelho (abertura da lente aumentada) e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65.

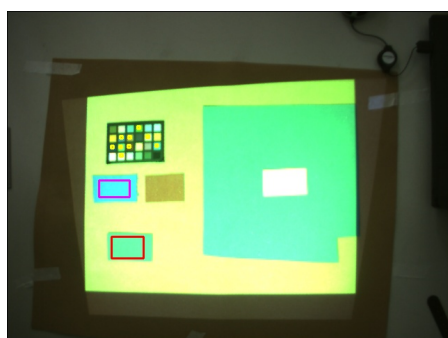




(a)



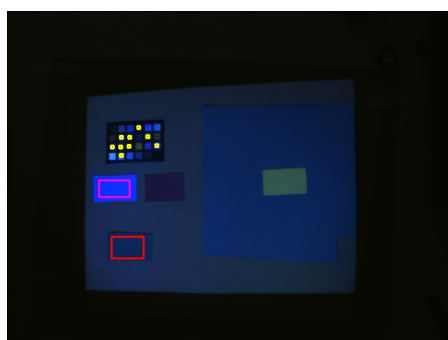
(b)



(c)



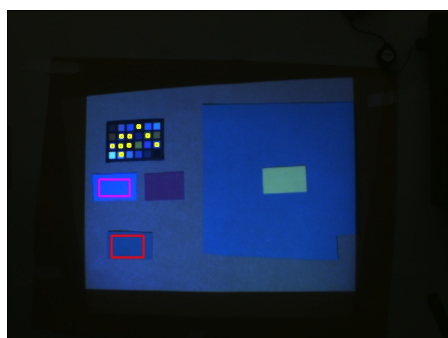
(d)



(e)



(f)

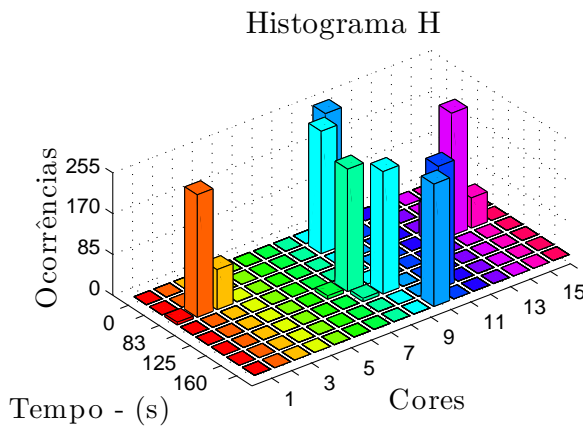


(g)

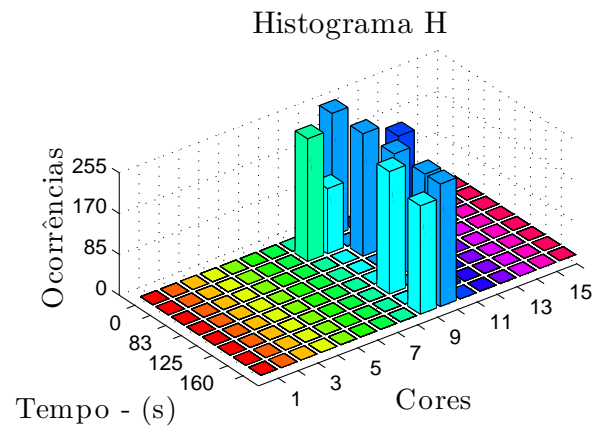


(h)

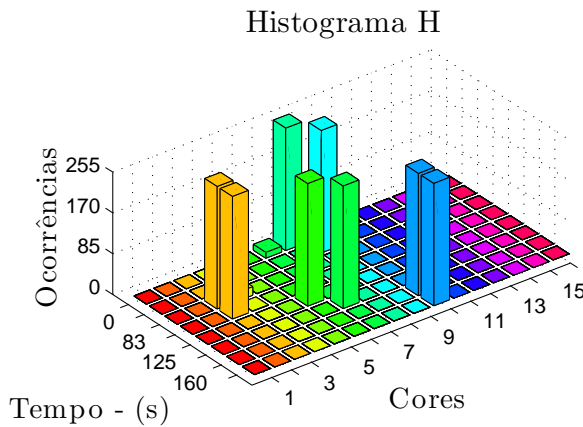
Figura 3.54: Imagens com iluminações (a) verde, (c) verde (abertura da lente aumentada), (e) azul e (g) azul (abertura da lente aumentada) e imagens (b), (d), (f) e (h) com iluminações corrigidas para CIE D65.



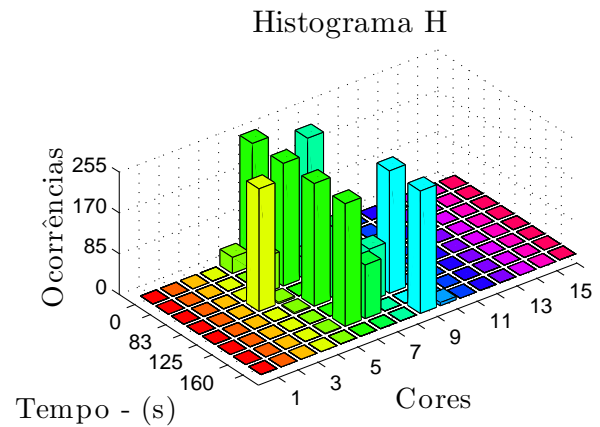
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 3.55: Histogramas relativos ao canal H das imagens não corrigida das regiões limitadas pelos retângulos (a) rosa e (c) vermelho e histogramas relativos ao canal H das imagens corrigidas das regiões limitadas pelos retângulos (c) rosa e (d) vermelho.

A Figura 3.56 exibe os histogramas relativos aos canais R, G e B, não corrigidos, das placas utilizadas para estimar as matrizes de correção de cor ao longo da execução do programa. Observe a existência de saturações, devido a um aumento da abertura das lentes da câmera, em alguns canais de diferentes placas. São essas saturações que provocam os erros de correção de cor evidenciados nos histogramas da Figura 3.55. Conforme mencionado anteriormente, saturações são não linearidades que ocultam as verdadeiras contribuições das iluminações, na modificação dos valores medidos para as cores. A saturação é uma limitação física dos sensores presentes nas câmeras, assim como no sistema de visão humano, que é impedido de classificar cores quando a luz que chega aos olhos satura os sensores presentes na retina.

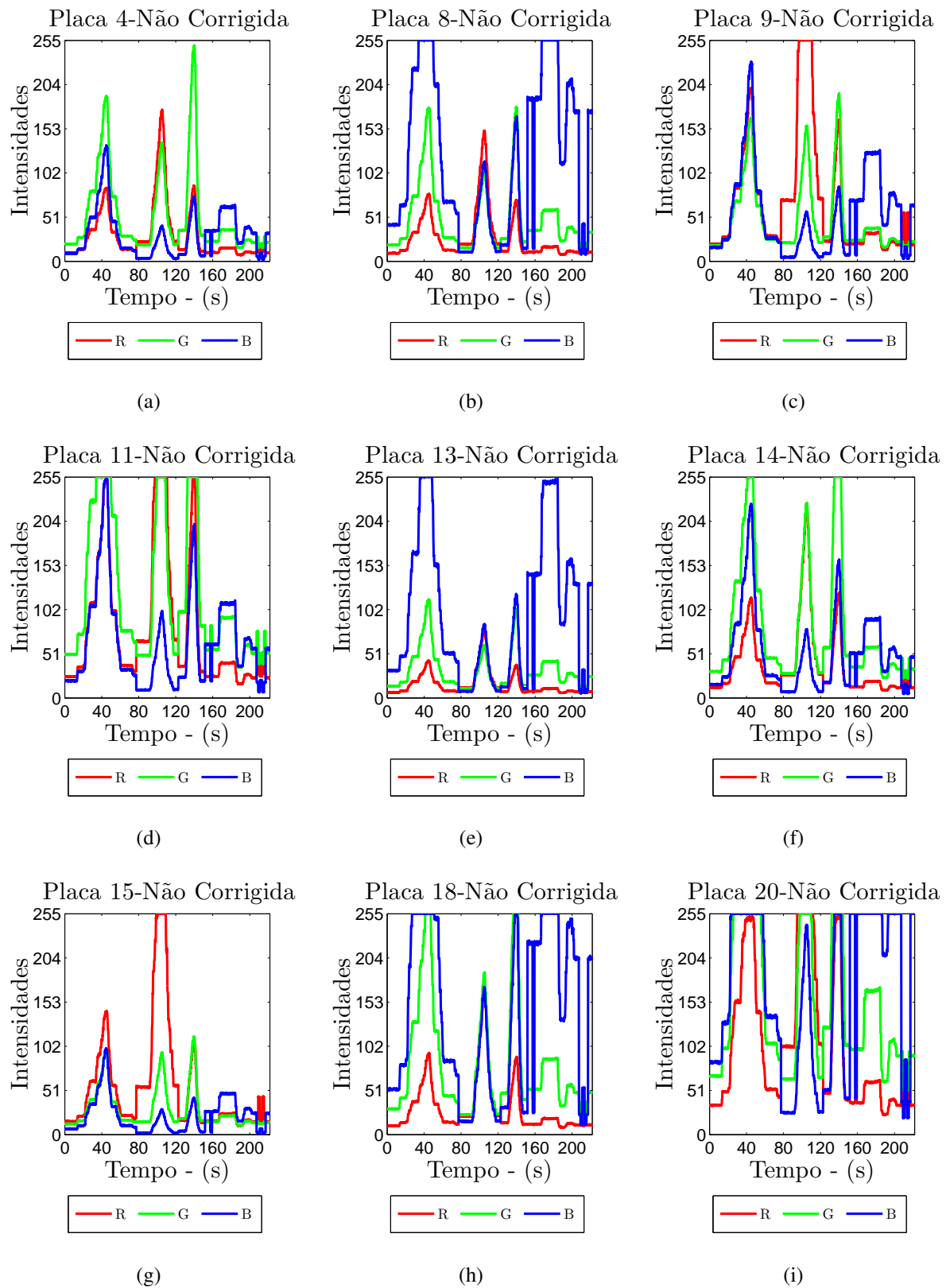


Figura 3.56: Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

### 3.3.4 Conclusão dos Experimentos

De acordo com os procedimentos de *tracking* e segmentação de cores, além das análises das imagens, histogramas e gráficos dos canais R, G, B, H, S e V, presentes nos Experimentos 1, 2, 3 e 4, pode-se considerar os resultados do processo de correção de cor satisfatórios. Além disso, a robustez do método à variação da iluminação encoraja sua utilização em ambientes menos controlados que os dos experimentos analisados neste capítulo. Entretanto, conforme mencionado anteriormente, devido à dificuldade de resolução do problema de constância de cor, não se esperava encontrar imagens corrigidas idênticas, como confirmado por meio dos experimentos. Vale ressaltar que situações em que exista baixa luminosidade na cena ou iluminação suficiente para saturar os sensores da câmera devem ser evitadas. É importante lembrar que a saturação prejudica o método de correção de cor tanto no processo de estimativa da matriz de transformação, quanto no processo de aplicação da transformação estimada na imagem não corrigida, conforme verificado no Experimento 2. Neste trabalho, realizou-se um ajuste automático da exposição digital da câmera, na tentativa de evitar as saturações das cores presentes nas cenas analisadas. Quando o ajuste digital não era suficiente, ajustava-se a abertura da lente da câmera manualmente. Vale ressaltar que falta ou excesso de iluminação são problemas encontrados também no sistema de visão humano, de forma que, tanto em situações de ausência ou excesso de luminosidade, não somos capazes de distinguir cores. Portanto, essas restrições podem ser consideradas pré-requisitos para a utilização do procedimento de correção de cor e não falhas intrínsecas ao método.

Por fim, é importante lembrar que a influência de uma mesma iluminação não ocorre de maneira linear para diferentes cores, fazendo que, muitas vezes, as matrizes de correção de cor, estimadas para os pontos conhecidos na cena, não sejam perfeitamente adequadas para corrigir todas as cores presentes na cena. Como consequência disso, para diferentes iluminações, pode-se encontrar diferentes valores para as cores corrigidas na cena. Devido a este fato, pode ser interessante a utilização de pontos conhecidos que possuam cores semelhantes a maioria das cores encontradas na cena.

## ***4 Navegação e Localização de Robôs em Ambientes com Iluminação não Controlada***

A navegação e localização de robôs móveis tem sido amplamente estudada na literatura, para que os robôs sejam capazes de executar tarefas nos mais variados ambientes, sejam eles internos ou externos. Essas tarefas variam desde navegação em ambientes estruturados e cooperação com seres humanos à tarefas de vigilância e exploração de ambientes inóspitos como, por exemplo, outros planetas do sistema solar (CHEEIN et al., 2010; ABRIL et al., 2010; SOME; KATZ, 2003). Além disso, como a visão é um sentido muito rico e capaz de fornecer grande parte das informações utilizadas pelo homem em sua navegação e localização, o uso de visão computacional na navegação e localização de robôs tem sido objeto de muita pesquisa (HUTCHINSON; HAGER; CORKE, 1996; ESPIAU; CHAUMETTE; RIVES, 1992; CARELLI; SORIA; MORALES, 2005; BUNSCHOTEN, 2003; WERNER; SITTE; MAIRE, 2008; FÖHST et al., 2010).

No entanto, muitas vezes, a cor, uma das fontes mais ricas de informação, é pouco ou não utilizada, devido à ausência do fenômeno da constância de cor nos sistemas de visão artificial. Esse fato é evidente em ambientes em que ocorre variação de iluminação como, por exemplo, ambientes iluminados pela luz do sol, que varia ao longo do dia e meses do ano. Logo, aplicações de navegação e localização de robôs, que utilizam informações extraídas da cor, são mais comuns em ambientes onde ocorre pouca ou nenhuma variação de iluminação. Na literatura, poucas são as aplicações que utilizam informação de cor na navegação e localização de robôs em ambientes externos, sendo mais comum a existência de trabalhos em laboratórios e ambientes com iluminação parcialmente controlada.

Nesse contexto, primeiramente esse capítulo aborda a utilização do procedimento de constância de cor analisado no Capítulo 3, no controle servo-visual para a navegação de um robô por um ambiente com iluminação não controlada. O sistema de navegação em questão é o desenvolvido em (ALMONFREY; VASSALO, 2009), onde a variação da iluminação impedia a

utilização do sistema em ambientes com iluminação não controlada.

Por fim, o método de constância de cor será aplicado em imagens de um ambiente exposto à iluminação do sol, durante algumas horas de um dia, mais especificamente do meio-dia ao entardecer. Será feita uma comparação entre algumas características obtidas a partir das cores das imagens não corrigidas e corrigidas desse ambiente. O objetivo é discutir a possibilidade da utilização do procedimento de correção de cor, de forma a melhorar a qualidade das informações extraídas da cor, possibilitando que essas informações possam ser utilizadas em classificadores de ambientes. Classificadores de ambientes são essenciais em tarefas de localização de robôs, conforme verificado em (FÖHST et al., 2010), e até o momento não se tem utilizado muito a informação de cor nesses classificadores, devido à ausência do fenômeno da constância de cor nos sistemas de visão artificial.

Primeiro, o controlador servo-visual utilizado em (ALMONFREY; VASSALO, 2009) será brevemente discutido. Em seguida, os testes aplicando o método de constância de cor na navegação do robô serão apresentados e seus resultados analisados. Por fim, uma comparação entre as características obtidas a partir das cores de imagens não corrigidas e corrigidas será realizada.

## 4.1 Controlador Servo-Visual

O controlador servo-visual empregado em (ALMONFREY; VASSALO, 2009) tem por objetivo gerar sinais de controle para um robô, baseado na variação da posição de pontos em uma imagem. A posição de quatro pontos em uma imagem, representando quatro vértices de um retângulo, são as informações utilizadas para realimentar o controlador. As coordenadas desses vértices, no referencial da câmera, são comparadas com suas respectivas posições de referência, e o, erro obtido, utilizado para corrigir as velocidades linear e angular do robô. Desta forma, o robô deverá ter sempre a mesma posição e orientação em relação ao centro do retângulo. A Figura 4.1 exibe o referencial adotado para a realização do controle. Assumindo-se o eixo  $Y$  coincidente com o eixo óptico da câmera, o plano do chão será paralelo ao plano  $XY$ .

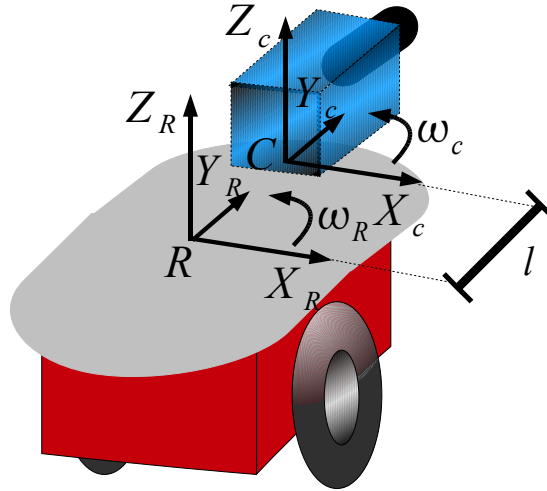


Figura 4.1: Coordenadas do robô e da câmera.

A distância  $l$ , que na Figura 4.1 separa os referenciais do robô e da câmera, é assumida igual a zero. Sendo assim, o parâmetro  $l$  não é levado em conta nas equações deste trabalho. Como consequência, as coordenadas do referencial do robô,  $(X_R, Y_R, Z_R)$ , coincidem com as coordenadas da câmera,  $(X_c, Y_c, Z_c)$ , e serão consideradas apenas como  $(X, Y, Z)$ . As velocidades angulares  $\omega_c$  e  $\omega_R$  serão tratadas como  $\omega$ .

Um objeto retangular, semelhante ao presente na Figura 4.2, é utilizado para gerar a imagem de quatro vértices. O plano no qual esse objeto retangular está localizado deverá possuir sempre um ângulo próximo de  $90^\circ$  em relação ao plano  $XY$ . Isso ocorre, pois o robô de plataforma diferencial não possui rotação em torno de seus eixos  $X$  e  $Y$ .

Como pode ser visto na Figura 4.2, sempre que o retângulo se movimentar, o robô se movimentará no mesmo sentido, tentando corrigir os erros de posição e orientação que aparecem em relação ao retângulo de referência adotado. Dessa maneira, o robô estará sempre mantendo as mesmas distância e orientação iniciais em relação ao retângulo.

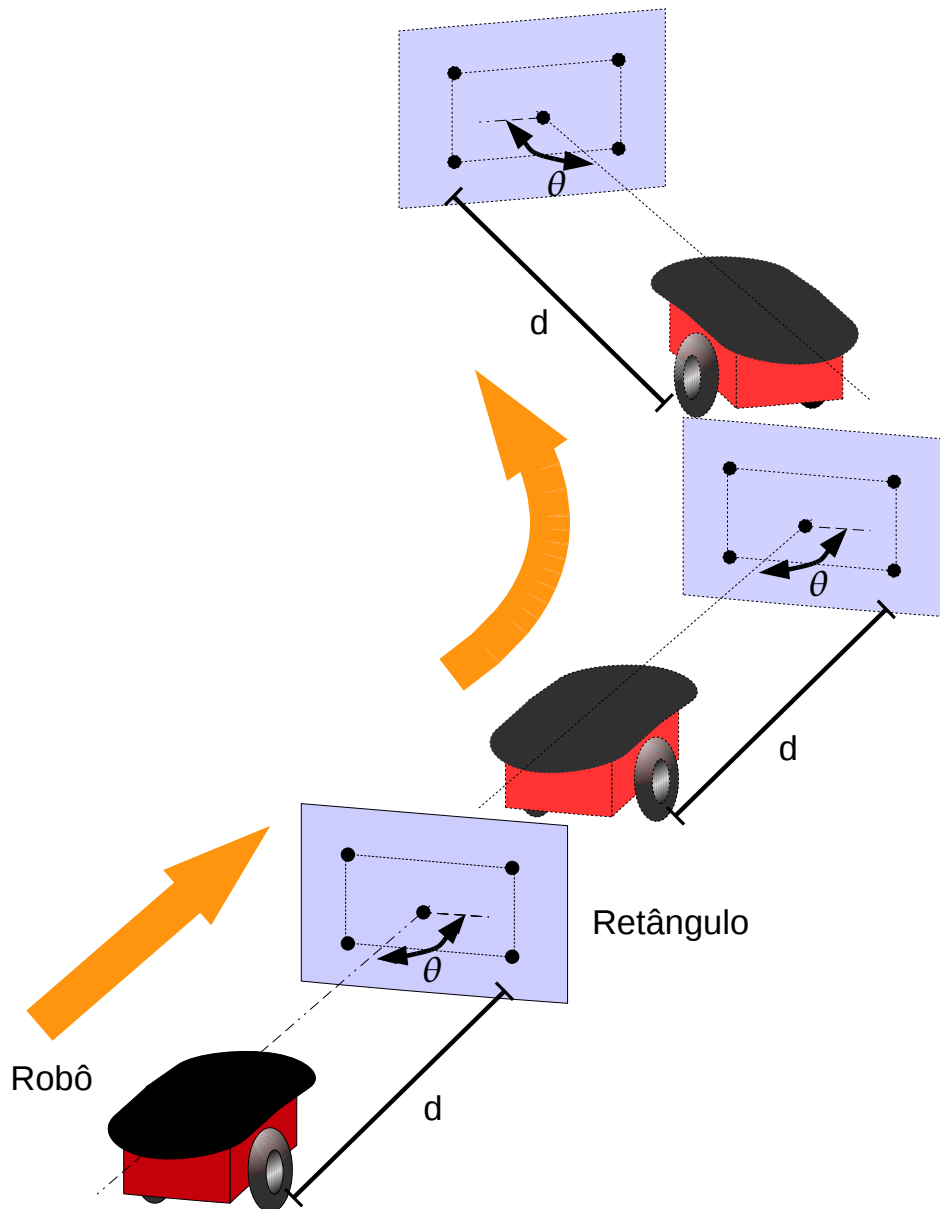


Figura 4.2: Comportamento do robô baseado nas posições dos vértices do retângulo na imagem

Outra análise interessante é o comportamento do robô do ponto de vista da variação da posição dos vértices do retângulo na imagem. A Figura 4.3 exibe dois comportamentos distintos do robô. Os vértices do retângulo verde são as referências, e os do retângulo azul são as posições atuais. Na Figura 4.3(a), o retângulo na imagem diminuiu, o que significa que o objeto retangular no mundo está afastado do robô. Por isso, o movimento que o robô realizará nesta situação será em direção a  $Y$  positivo, visando posicionar o retângulo azul sobre o verde e, consequentemente, atingir a distância de referência inicial em relação ao objeto retangular. Na Figura 4.3(b), o retângulo não muda de tamanho, mas apenas realiza um pequeno deslocamento



para direita. Isso significa que o retângulo no mundo apenas girou em torno do eixo de rotação do robô que, portanto, realizará apenas uma rotação no sentido negativo de  $\omega$ . Similarmente, se o retângulo aumenta na imagem, o robô tende a se afastar do retângulo no mundo, e se a imagem do retângulo sofre um pequeno deslocamento para a esquerda, o robô gira no sentido  $\omega$  positivo.

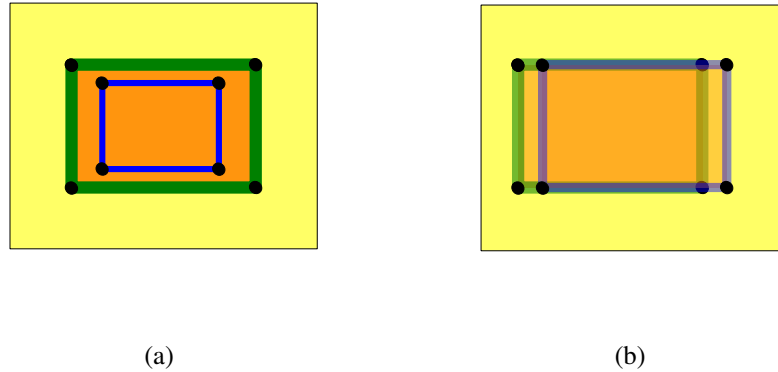


Figura 4.3: (a) Tendência de movimento no sentido  $Y_R$  positivo (b) Tendência de rotação no sentido  $\omega_R$  negativo.

A Figura 4.3 ilustra casos onde o robô apresenta somente velocidade linear ou angular. As Figuras 4.4(a) e 4.4(b) apresentam casos onde deslocamentos do retângulo geram combinações de velocidade angular e linear. O robô irá, além de transladar, rotacionar com velocidade angular no sentido  $\omega_R$  positivo, no caso exposto na Figura 4.4(a), e  $\omega_R$  negativo, no caso exposto na Figura 4.4(b). Por meio dessa composição de movimentos de translação e rotação, o robô irá se alinhar com as mesmas orientação e distância iniciais em relação ao retângulo localizado no mundo.

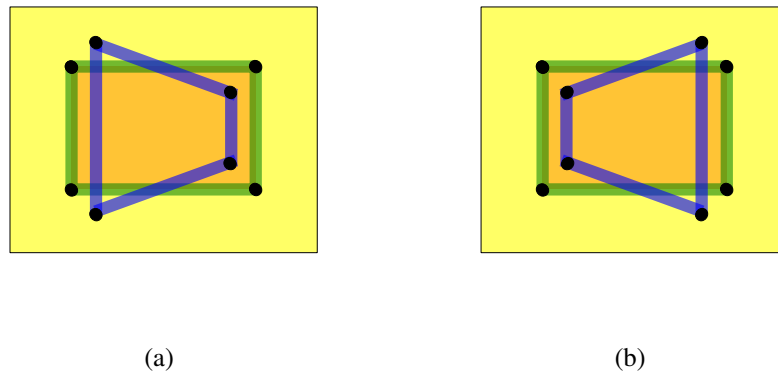


Figura 4.4: Tendência de movimentos combinados de translação e rotação.

As Figuras 4.5(a) e 4.5(b) exibem as posições e orientações iniciais e finais do robô, dado os movimentos realizados pelo retângulo nas imagens das Figuras 4.4(a) e 4.4(b), respectivamente. Os demais movimentos realizados pelo robô, devido às variações do retângulo na imagem, são meras associações dos casos abordados nas Figuras 4.3(a), 4.3(b), 4.4(a), 4.4(b).

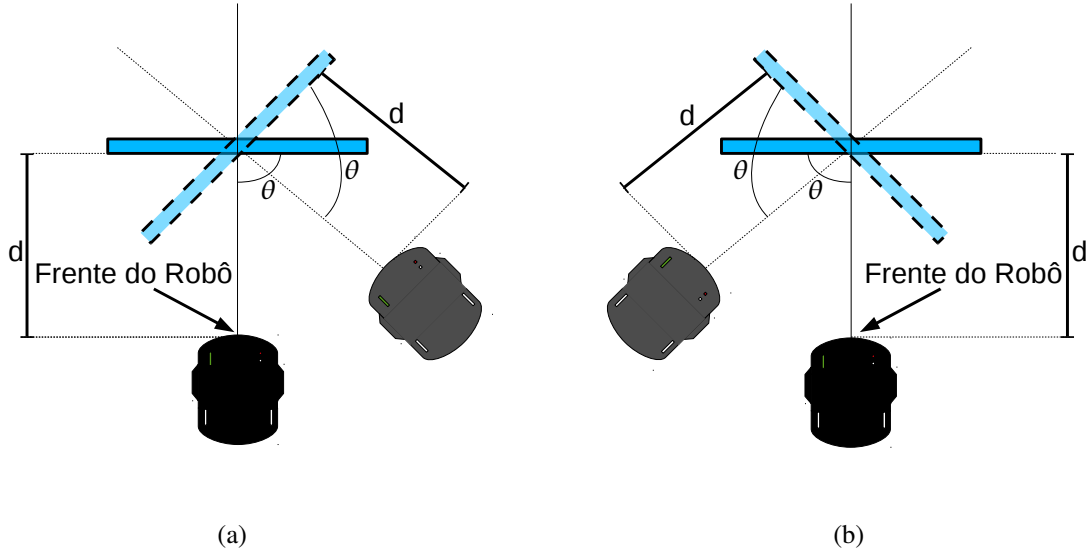


Figura 4.5: Posições e orientações iniciais e finais (a) Figura 4.4(a) e (b) Figura 4.4(b)

Após definidos os referenciais e conhecido o comportamento do robô dadas as posições do retângulo, pode-se estabelecer as leis de controle. Dado um movimento genérico do robô com velocidades linear e angular iguais a  $T(T_x, T_y, T_z)$  e  $\Omega(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$  e utilizando a teoria de movimento relativo, o movimento de um ponto  $P(X, Y, Z)$  com relação ao robô, expresso no referencial do robô, é dado pelas Equações 4.1 e 4.2.

$$\dot{P} = -T - \Omega \times P, \quad (4.1)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{X} \\ \dot{Y} \\ \dot{Z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -T_x - \omega_y Z + \omega_z Y \\ -T_y - \omega_z X + \omega_x Z \\ -T_z - \omega_x Y + \omega_y X \end{bmatrix}, \quad (4.2)$$

sendo  $\dot{P}$  a derivada primeira do ponto  $P(X, Y, Z)$ , em relação ao tempo. A derivada primeira de um ponto, em relação ao tempo, é a variação da posição desse ponto no tempo, ou seja, sua velocidade.

De acordo com a teoria da visão perspectiva, os objetos do espaço 3D são projetados no plano 2D da imagem, conforme apresentado na Figura 4.6.

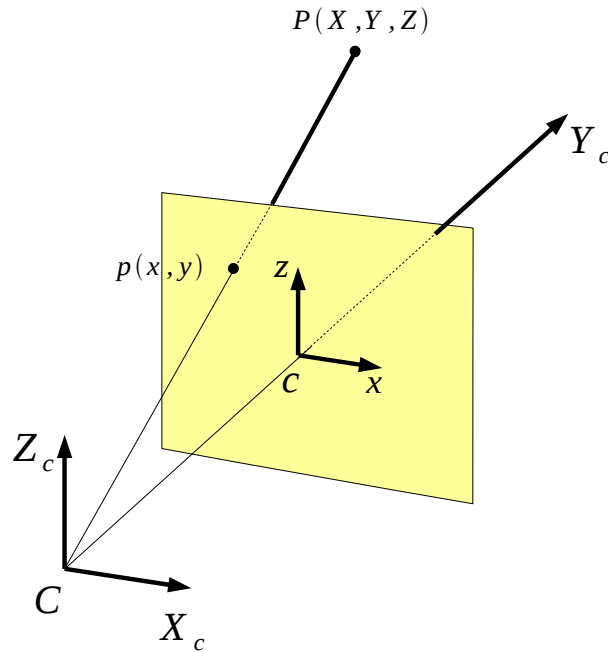


Figura 4.6: Projeção perspectiva de um ponto  $P$  para a imagem.

Logo, pode-se representar a projeção de um ponto  $P(X, Y, Z)$ , descrito no referencial da câmera, por meio de um ponto  $p(x, z)$  na imagem. A relação entre as coordenadas de  $P$  e  $p$  pode ser observada nas Equações 4.3 e 4.4.

$$x = f \frac{X}{Y}, \quad (4.3)$$

$$z = f \frac{Z}{Y}, \quad (4.4)$$

onde  $f$  é a distância focal da câmera.

Para facilitar a análise do controlador em relação à câmera utilizada, a distância focal da câmera pode ser omitida nas Equações 4.3 e 4.4, assim como os demais parâmetros intrínsecos da câmera, resultando nas Equações 4.5 e 4.6.

$$x = \frac{X}{Y}, \quad (4.5)$$

$$z = \frac{Z}{Y}. \quad (4.6)$$

Entretanto, antes de se usar as coordenadas dos vértices nas equações do controlador, deve-se levar em consideração os parâmetros intrínsecos da câmera como: distância focal, fatores de escala nos eixos  $x$  e  $z$ , além dos deslocamentos entre as origens dos referenciais da câmera e da imagem.

Como é necessário definir a variação da posição dos vértices na imagem, derivam-se as Equações 4.3 e 4.4 com relação ao tempo, obtendo-se as expressões que fornecem a velocidade das coordenadas de um ponto na imagem.

$$\dot{x} = \frac{\dot{X}Y - X\dot{Y}}{Y^2}, \quad (4.7)$$

$$\dot{z} = \frac{\dot{Z}Y - Z\dot{Y}}{Y^2}. \quad (4.8)$$

A partir das Equações 4.2, 4.3, 4.4, pode-se substituir  $X$ ,  $Z$ ,  $\dot{X}$ ,  $\dot{Y}$  e  $\dot{Z}$  nas Equações 4.7 e 4.8. Com isso, obtém-se um *Jacobiano*<sup>1</sup>, que define a relação entre a velocidade de um ponto na imagem e o movimento do robô. A expressão que relaciona a velocidade das coordenadas de um ponto na imagem com as velocidades linear e angular do robô pode ser vista na Equação 4.9.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{Y} & \frac{x}{Y} & 0 & -xz & -z & 1+x^2 \\ 0 & \frac{z}{Y} & -\frac{1}{Y} & -1-z^2 & x & xz \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \\ \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}. \quad (4.9)$$

Como o robô utilizado neste trabalho é diferencial, possui movimentos restritos ao plano XY, realizando apenas movimentos de translação ao longo do eixo  $Y$  e rotação em torno do eixo  $Z$ . Logo, é possível simplificar o *Jacobiano* da Equação 4.9, eliminando-se os termos relativos às velocidades diferentes de  $T_y$  e  $\omega_z$ . O resultado da simplificação da Equação 4.9 pode ser visto na Equação 4.10.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{x}{Y} & 1+x^2 \\ \frac{z}{Y} & xz \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_y \\ \omega_z \end{bmatrix}. \quad (4.10)$$

Como quatro pontos na imagem são utilizados, pode-se agrupar os *Jacobianos* individuais de cada ponto, formando, assim, um *Jacobiano* estendido.

---

<sup>1</sup>Um *Jacobiano*, no contexto deste trabalho, é uma matriz que relaciona velocidades representadas em referenciais diferentes.

$$\dot{\mathbf{P}} = \mathbf{J} \begin{bmatrix} T_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \text{ com} \quad (4.11)$$

$$\dot{\mathbf{P}} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 & \dot{z}_1 & \dots & \dot{x}_4 & \dot{z}_4 \end{bmatrix}^T \mathbf{e}$$

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{x_1}{Y_1} & 1 + x_1^2 & \dots & \frac{x_4}{Y_1} & 1 + x_4^2 \\ \frac{z_1}{Y_4} & x_1 z_1 & \dots & \frac{z_4}{Y_4} & x_4 z_4 \end{bmatrix}^T,$$

onde  $\dot{\mathbf{P}}$  é uma matriz  $(8 \times 1)$  e  $\mathbf{J}$  uma matriz  $(8 \times 2)$ .

A matriz de velocidade dos pontos na imagem,  $\dot{\mathbf{P}}$ , pode ser substituída pela matriz do erro entre as posições atuais e as posições de referência dos vértices,  $\mathbf{E}$ . Assim, invertendo-se a expressão dada pela Equação 4.11 e substituindo a matriz  $\dot{\mathbf{P}}$  pela matriz  $\mathbf{E}$ , pode-se encontrar as velocidades linear e angular do robô (Equação 4.12).

$$\begin{bmatrix} T_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \mathbf{C} \mathbf{E} \text{ com} \quad (4.12)$$

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} x_{1d} - x_1 & z_{1d} - z_1 & \dots & x_{4d} - x_4 & z_{4d} - z_4 \end{bmatrix}^T,$$

onde  $\mathbf{C} = (\mathbf{J}^T \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T$  é uma matriz  $(2 \times 8)$  chamada de pseudo inversa de  $\mathbf{J}$ .

É importante observar que tanto  $\mathbf{C}$  quanto  $\mathbf{J}$  dependem da distância  $Y_i$  de cada vértice  $i$  no espaço 3D. Estes valores deveriam ser estimados, porém, isto não é possível quando se trabalha sem conhecimento prévio sobre a cena e com apenas uma imagem (VASSALLO, 2004). Desse modo, conforme em (ESPIAU; CHAUMETTE; RIVES, 1992), a estratégia adotada é considerar que os vértices do retângulo se encontram praticamente em uma mesma profundidade constante na cena,  $Y_i = Y_c$ . Essa consideração é válida somente quando mais de um ponto na imagem é utilizado, pois, neste caso, pode-se obter uma relação de profundidade. Sendo assim, a convergência do controle é garantida na vizinhança da posição de referência  $Y_c$  pretendida. Logo, os sinais de controle a serem enviados ao robô são dados na Equação 4.13.

$$\begin{bmatrix} T_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = (\mathbf{J}^T \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{E}. \quad (4.13)$$

Caso o controlador servo-visual gere variações bruscas de velocidade, pode-se aplicar a variação temporal dos comandos de velocidade linear e angular a dois controladores PID, antes de enviá-las ao robô.

## 4.2 Processamento de Imagens

Assim como no Capítulo 3, utilizou-se a função *camshift()*, da biblioteca de visão computacional OpenCV, para obter as posições, na imagem, dos quatro pontos necessários para realimentar o controlador servo-visual. A *camshift()* foi utilizada no sentido de realizar o *tracking* de quatro marcas coloridas presentes em um padrão igual ao da Figura 4.7(a). Com esse padrão, pode-se idealizar um retângulo formado pelos centros das quatro marcas coloridas.

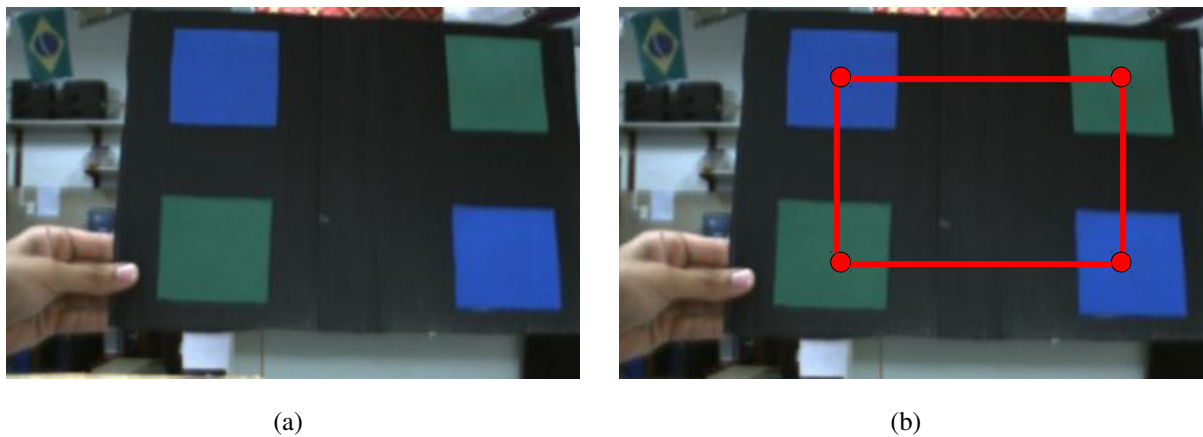


Figura 4.7: Padrão utilizado para obter os quatro vértices de um retângulo.

O grande problema encontrado na utilização desse padrão em (ALMONFREY; VASSALO, 2009) foi a variação das cores das marcas coloridas e a consequente falha do algoritmo de *tracking*. Aplicando-se o método de constância de cor analisado no Capítulo 3, espera-se possibilitar a utilização desse padrão em ambientes que apresentem variação de iluminação e, assim, realizar o controle servo-visual sem grandes problemas.

## 4.3 Resultados Experimentais

Nesta seção, serão apresentados os testes de navegação realizados em um robô diferencial Pioneer 3AT, equipado com uma câmera perspectiva Point Grey Firefly<sup>®</sup> MV e um *notebook*, com processador Intel<sup>®</sup> Core<sup>™</sup> 2 Duo 2 GHz, 2GB de memória RAM e placa de vídeo *on-board* com 256 MB de memória. Além disso, um padrão com marcas coloridas e uma mini GretagMacbeth<sup>™</sup> ColorChecker Rendition Chart (GCRC), posicionada à frente da câmera, são utilizados. O padrão controla os movimentos do robô por meio do controlador servo-visual, enquanto a GCRC é utilizada no processo de correção de cor, assim como realizado no Capítulo 3. Os testes são realizados em imagens não corrigidas e corrigidas simultaneamente, contudo, apenas os comandos de velocidade obtidos a partir das imagens corrigidas são enviados ao robô.

A Figura 4.8 exibe todos os componentes utilizados para a realização dos experimentos. Para facilitar a visualização, a GCRC e a câmera foram circulasdas por elipses vermelha e verde, respectivamente.



Figura 4.8: Elementos utilizados para a realização dos experimentos de navegação.

### 4.3.1 Experimento 1

Neste experimento, o robô navega por uma quadra de futebol exposto à iluminação do sol, que, conforme mencionado no Capítulo 2, varia devido a uma série de fatores como: posição de incidência dos raios do sol em relação à câmera, hora do dia, dias da semana e meses do ano, além de sofrer influência da presença de poeira no ar e nuvens no céu. Na tentativa de realçar essa diferença, os histogramas utilizados para realizar o *tracking* das marcas coloridas são relativos às imagens capturadas em dias diferentes ao da realização do experimento. Desta forma, espera-se que as imagens não corrigidas possuam cores que apresentem diferenças devido à variação da iluminação para diferentes dias. É importante ressaltar que as imagens corrigidas devem manter suas cores constantes independentemente do dia em que se realize o experimento. A Figura 4.9 exibe as imagens de referência não corrigida e corrigida, utilizadas para obter os histogramas de entrada do procedimento de *tracking*.

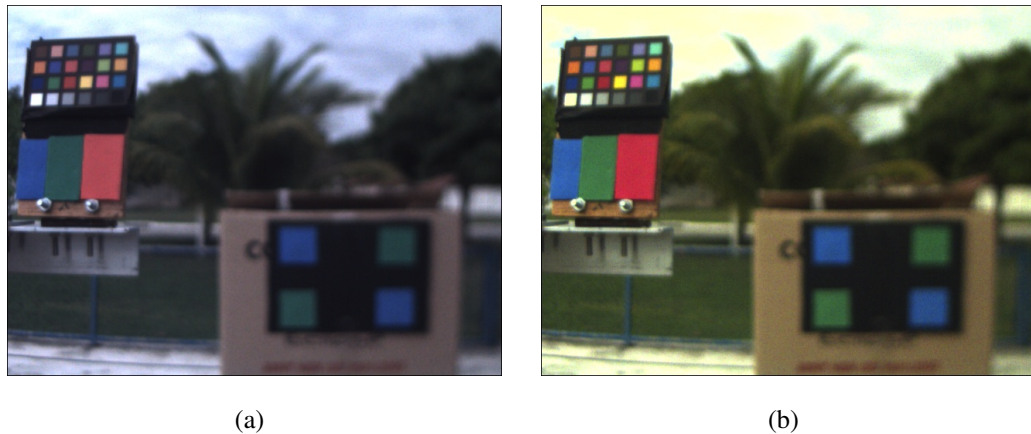


Figura 4.9: Imagens sob iluminações (a) desconhecida e (b) corrigida para iluminação CIE D65.

A Figura 4.10 exibe imagens em diferentes instantes no decorrer do experimento. As imagens não corrigidas, submetidas a iluminação desconhecida, se localizam a esquerda, enquanto as imagens corrigidas para a iluminação canônica se encontram a direita. A iluminação CIE D65 foi novamente escolhida como canônica. Repare, por meio da imagem não corrigida da Figura 4.10(a), que no dia da realização do experimento a condição meteorológica era ensolarada, diferente do dia nublado em que as imagens de referência da Figura 4.9 foram capturadas. Desta forma, espera-se que exista uma diferença entre as cores das imagens não corrigidas de referência e capturadas no momento do experimento. Observe, ainda na Figura 4.10, que as cores das imagens não corrigidas variam ao longo do experimento. Essa variação é devida a luz do sol, que no início do experimento se encontrava atrás do robô, iluminando a frente do padrão e da GCRC, e a partir da metade do experimento, devido ao movimento realizado pelo padrão, se encontrava na frente do robô, gerando uma sombra na frente do padrão e da GCRC. Pode-se observar também que o procedimento de *tracking* é executado corretamente em todas as imagens corrigidas, falhando em algumas imagens não corrigidas. Na Figura 4.10, os retângulos verdes representam o *tracking* das marcas coloridas do padrão, o retângulo vermelho é formado pelos vértices de referência, ou seja, os centros das marcas coloridas no início do experimento e o retângulo azul é formado pelas posições atuais dos centros das marcas coloridas. Para o robô estar sempre a mesma distância e orientação em relação ao padrão, ele deve se mover de maneira a posicionar o retângulo azul sobre o vermelho. Vale ressaltar que o *tracking* realizado nas marcas verdes, presentes na imagem não corrigida da Figura 4.10(a), é relativamente instável, fato que pode ser explicado por meio de uma análise dos histogramas das marcas coloridas.

A Figura 4.11 exibe os gráficos dos histogramas H, S e V, relativos à marca superior verde do padrão presente nas imagens da Figura 4.9. As Figuras 4.12, 4.13 e 4.14 exibem os histogramas H, S e V, respectivamente, da marca superior verde do padrão presente nas imagens da



Figura 4.10. Repare como os histogramas relativos ao canal H das imagens corrigidas, presentes na Figura 4.12, possuem classificação de cores mais próximas do histograma H da imagem de referência corrigida, presente na Figura 4.11(b), quando comparado com a semelhança entre os histogramas das imagens não corrigidas. O mesmo pode se afirmar para os histogramas S e, principalmente, V, que possuem valores semelhantes para as imagens corrigidas e valores diferentes para as imagens não corrigidas.

Note a diferença entre os histogramas presentes nas Figuras 4.11(a) e 4.12(a). Essa diferença justifica a instabilidade do *tracking* das marcas coloridas verdes presentes na imagem não corrigida da Figura 4.10(a).

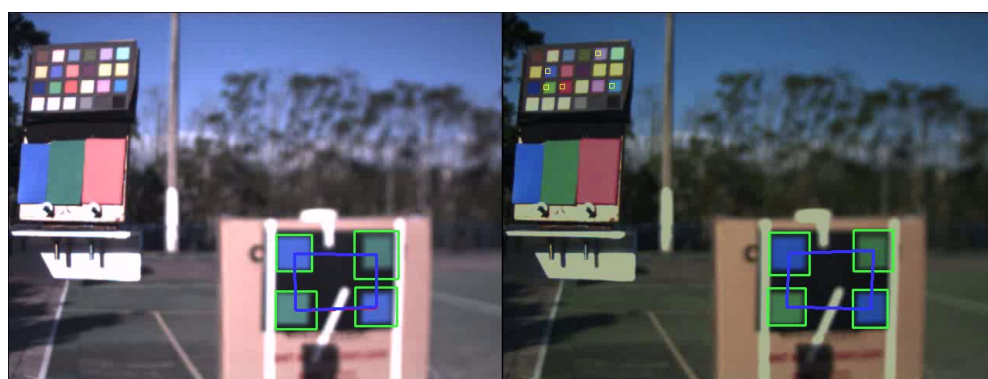
Na imagem não corrigida da Figura 4.10(b), o *tracking* das marcas verdes falha. Contudo essa falha não é causada, principalmente, pela diferença entre os histogramas das Figuras 4.11(a) e 4.12(c), pois a função *camshift()* é relativamente robusta a essa variação de histograma. O principal motivo para falha é o baixo valor do canal V da imagem não corrigida da Figura 4.10(b), conforme pode ser visto na imagem da Figura 4.14(c). Conforme dito anteriormente, realizar *tracking* em baixos níveis de iluminação não é recomendado, devido a um inconveniente do espaço de cores HSV, onde uma coordenada de cor RGB,  $c_{rgb} = [0.01, 0, 0]$ , por exemplo, possui correspondente no espaço HSV,  $c_{hsv} = [0, 1, 0.01]$ . Note que mesmo sendo uma cor muito próxima do preto,  $c_{rgb}$  é tratada como vermelho totalmente saturado no espaço de cores HSV. A fim de evitar que o *tracking* identifique cores próximas do preto como coloridas, utiliza-se um filtro do canal V durante o procedimento de *tracking*, de maneira a descartar píxeis que possuam um valor de canal V abaixo de um valor mínimo. Portanto, como as marcas verdes da imagem da Figura 4.10(b) possuem valores de canal V abaixo do valor mínimo, o procedimento de *tracking* falha.

O mesmo comentário feito em relação ao *tracking* presente na imagem não corrigida da Figura 4.10(b) pode ser feito para o *tracking* das marcas verdes na imagem não corrigida da Figura 4.10(c). No entanto, neste caso, a cor da marca verde variou relativamente mais quando comparada à marca verde da imagem não corrigida da Figura 4.10(b), conforme pode ser visto comparando-se os histogramas das Figuras 4.11(a) e 4.12(e). A grande vantagem das imagens corrigidas, no caso exposto neste experimento, é a manutenção das cores com valores de canal V acima do valor mínimo estabelecido para este canal no processo de *tracking*.

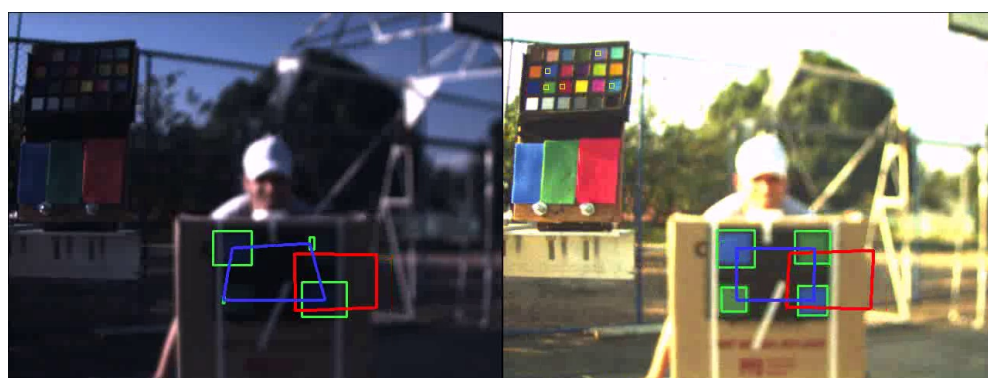
A Figura 4.15 exhibe os gráficos dos histogramas R, G e B, relativos à marca superior verde do padrão presente nas imagens da Figura 4.9. As Figuras 4.16, 4.17 e 4.18 exibem os histogramas R, G e B, respectivamente, da marca superior verde do padrão presente nas imagens da Figura 4.10. Quando comparado aos experimentos do Capítulo 3, a variação de iluminação

desse experimento não é suficiente para provocar grandes variações do canal H das imagens não corrigidas. Todavia, quando se analisa as coordenadas de cor no espaço RGB, percebe-se que os histogramas R, G, B relativos às imagens não corrigidas, presentes nas Figuras 4.16, 4.17 e 4.18, respectivamente, variam consideravelmente em relação aos histogramas R, G e B da imagem de referência não corrigida, presentes na Figura 4.15. Logo, o *tracking* utilizando o espaço de cores HSV é robusto a variações de iluminação relativamente pequenas. Caso se realizasse o *tracking* utilizando o espaço de cores RGB, seria ainda mais evidente a contribuição do processo de correção de cor. Observe, comparando as Figuras 4.16, 4.17 e 4.18 com a Figura 4.15, a semelhança entre os histogramas R, G e B relativos às imagens corrigidas.

A Figura 4.19 exibe os gráficos dos histogramas H, S e V, relativos à marca superior azul do padrão presente nas imagens da Figura 4.9. As Figuras 4.20, 4.21 e 4.22 exibem os histogramas H, S e V, respectivamente, da marca superior azul do padrão presente nas imagens da Figura 4.10. A Figura 4.23 exibe os gráficos dos histogramas R, G e B, relativos à marca superior azul do padrão presente nas imagens da Figura 4.9. As Figuras 4.24, 4.25 e 4.26 exibem os histogramas R, G e B, respectivamente, da marca superior azul do padrão presente nas imagens da Figura 4.10. Os comentários feitos para a marca colorida verde podem ser estendidos para a marca colorida azul, com a observação de que o canal H, relativo à marca colorida azul, sofreu uma menor influência devido à variação da iluminação.



(a)

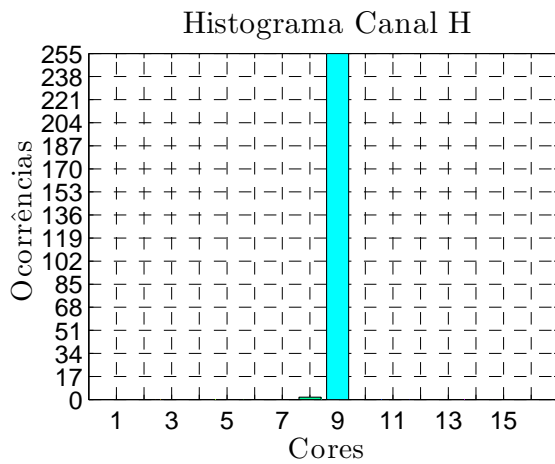


(b)

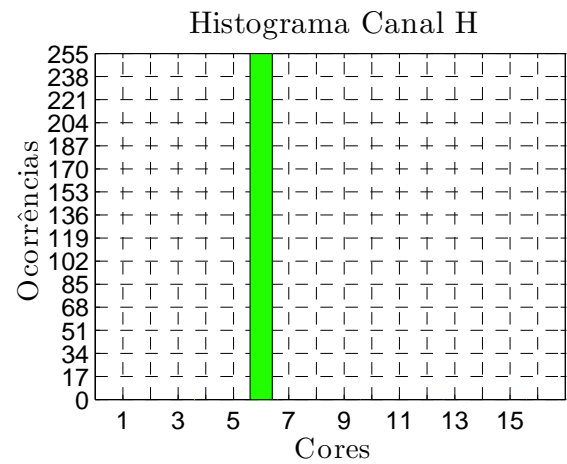


(c)

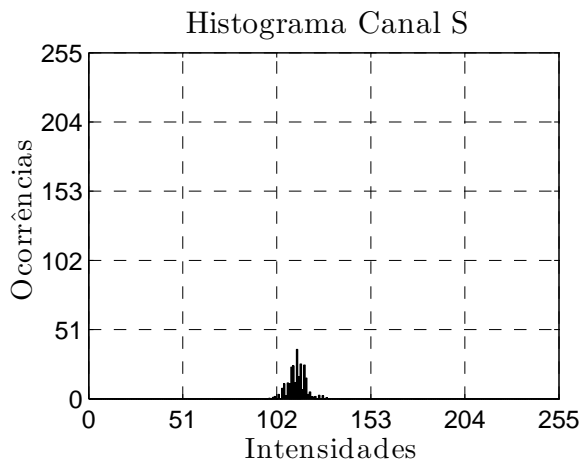
Figura 4.10: Imagens sob efeito de uma iluminação desconhecida (esquerda) e suas respectivas imagens corrigidas para iluminação canônica CIE D65 (direita), ao longo do experimento.



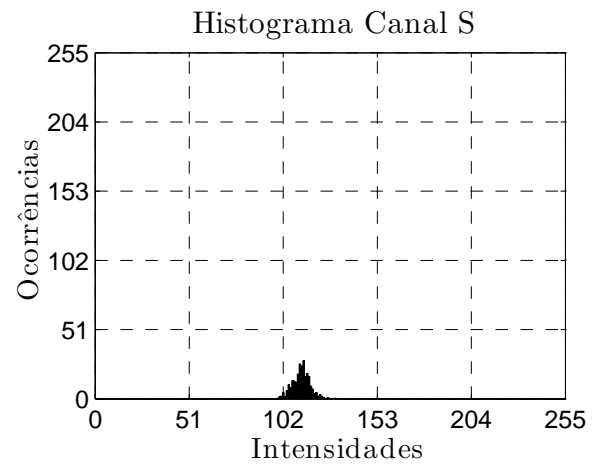
(a)



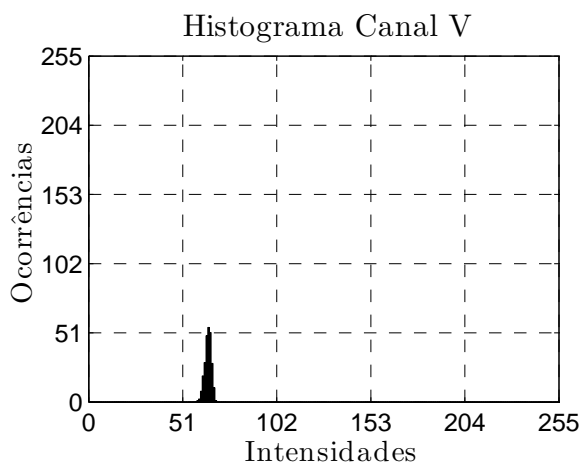
(b)



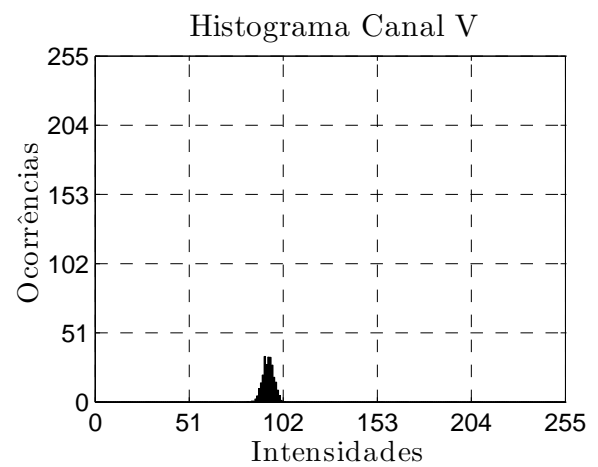
(c)



(d)

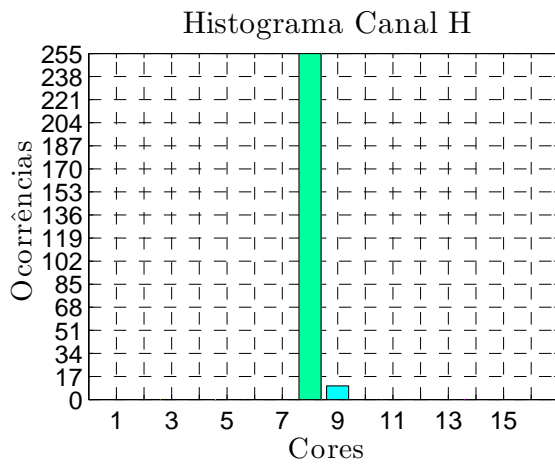


(e)

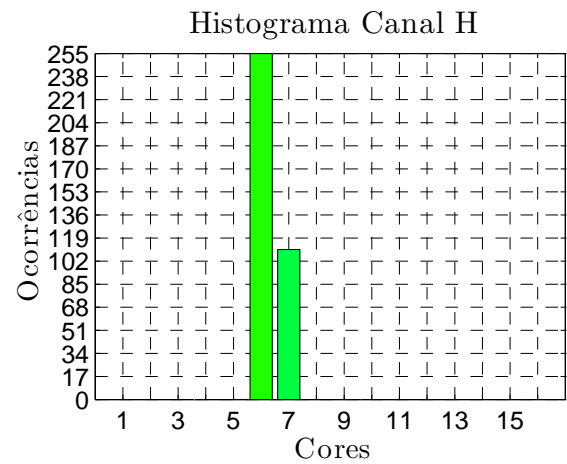


(f)

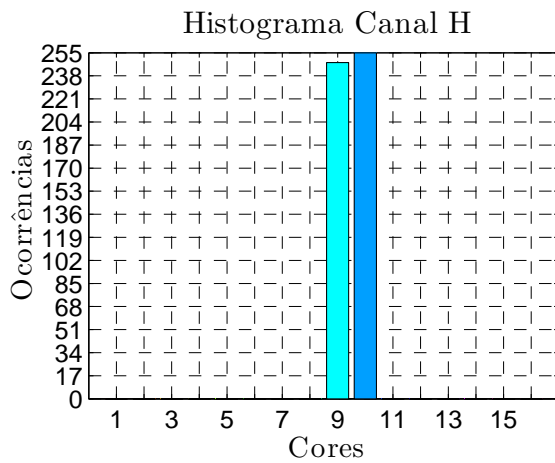
Figura 4.11: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 4.9(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 4.9(b), todos relativos a marca superior verde do padrão.



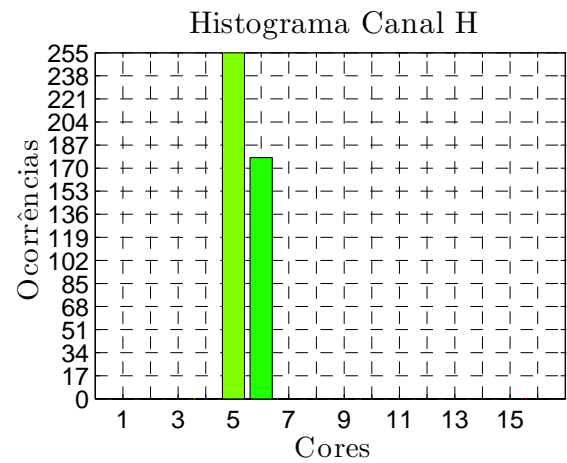
(a)



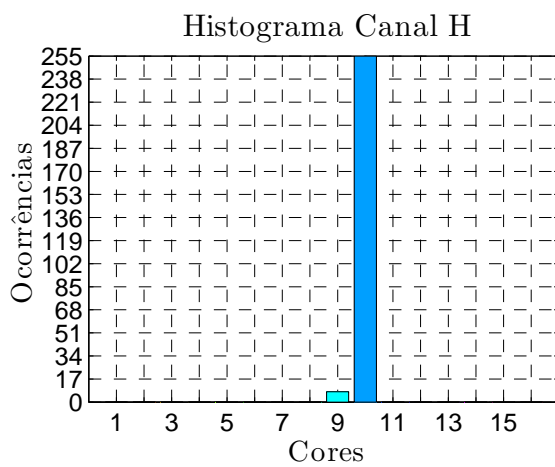
(b)



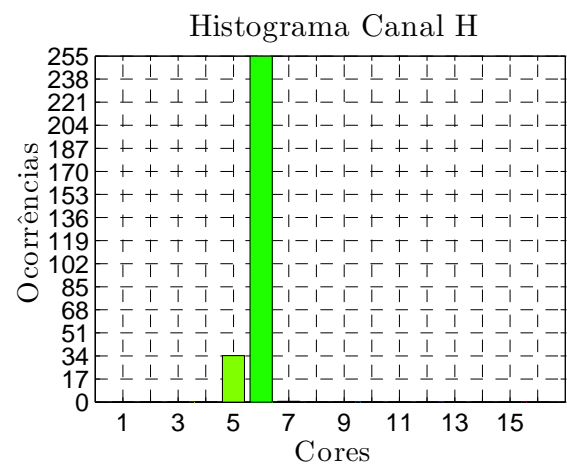
(c)



(d)

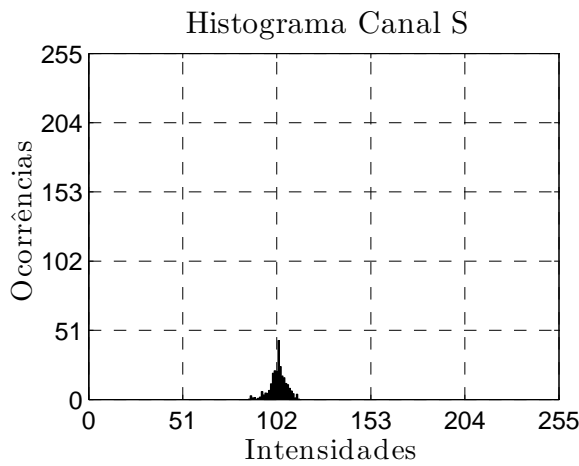


(e)

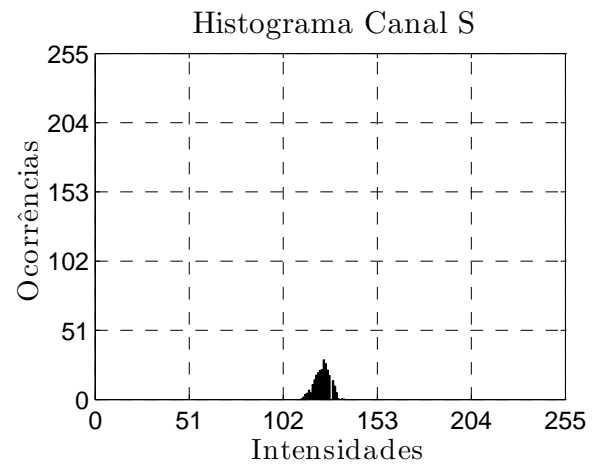


(f)

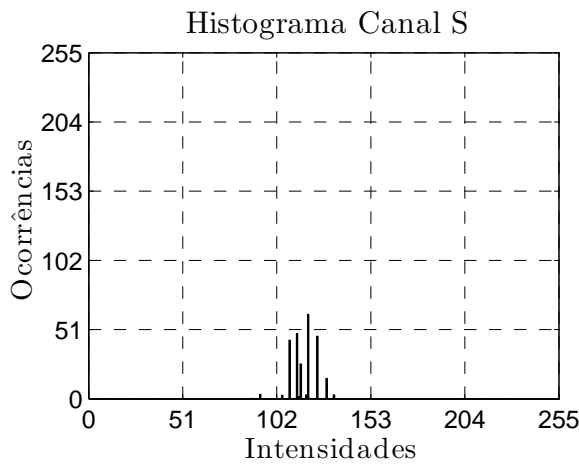
Figura 4.12: Histogramas do canal H das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



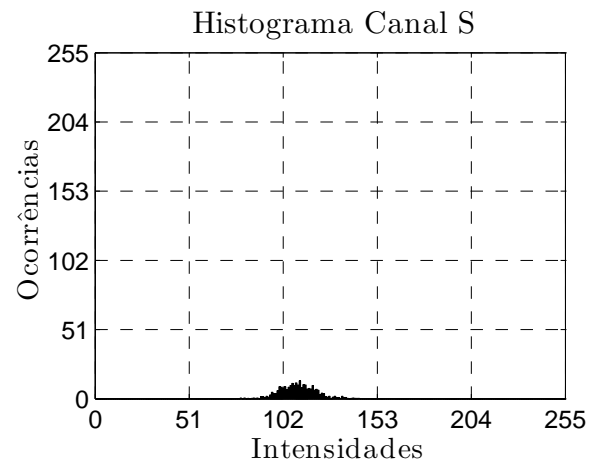
(a)



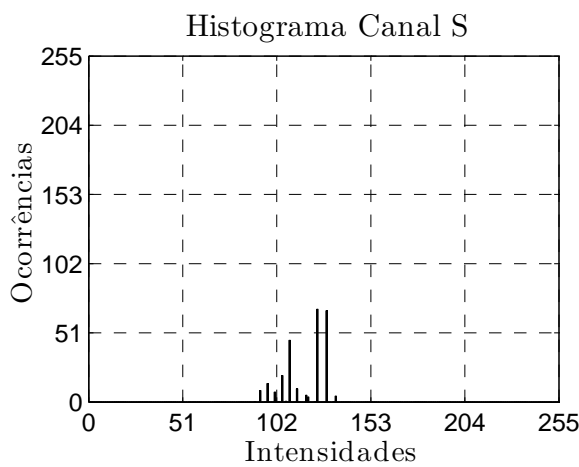
(b)



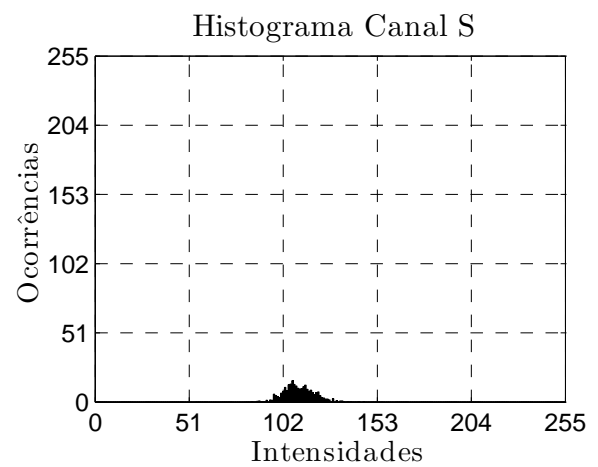
(c)



(d)

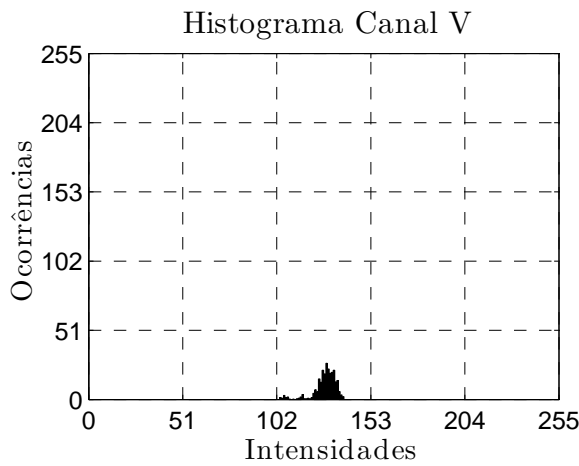


(e)

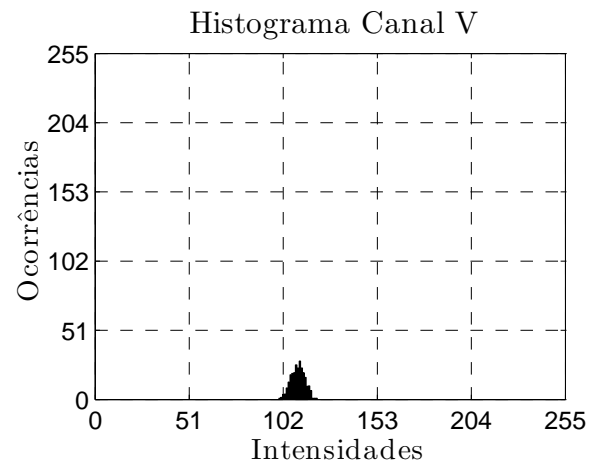


(f)

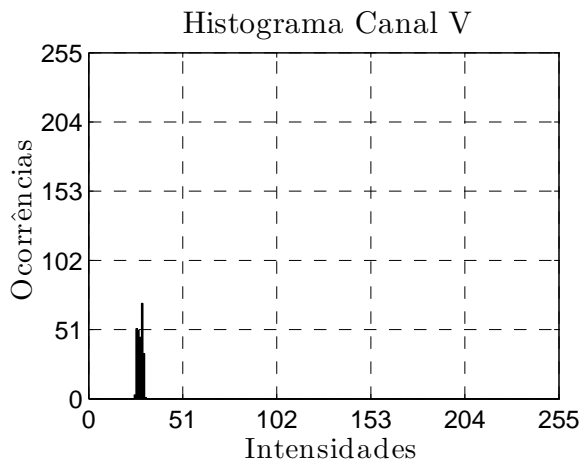
Figura 4.13: Histogramas do canal S das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



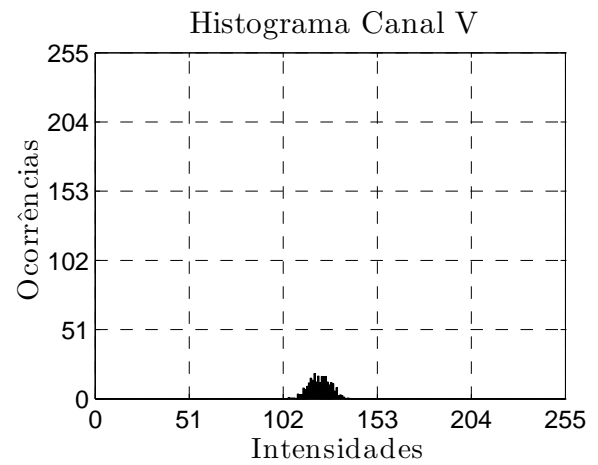
(a)



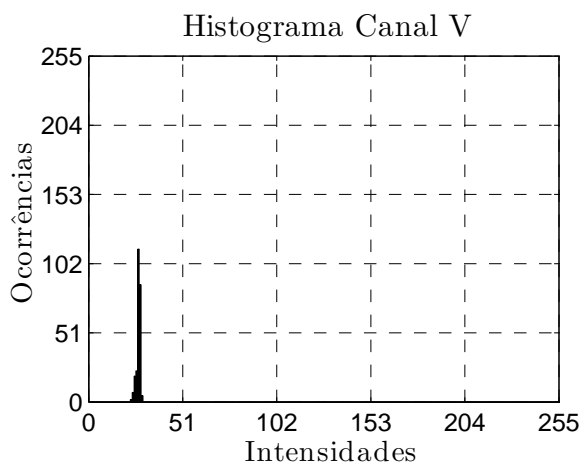
(b)



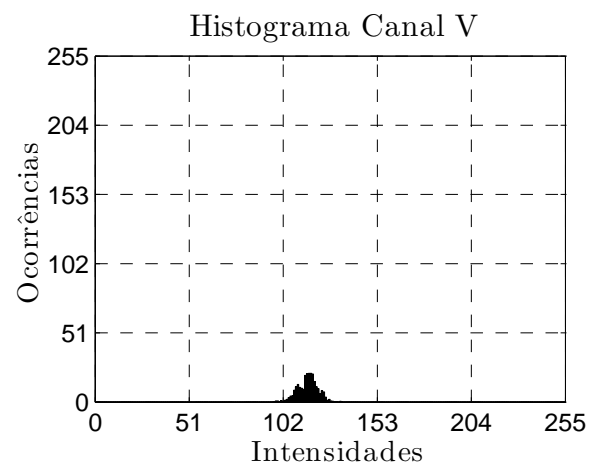
(c)



(d)

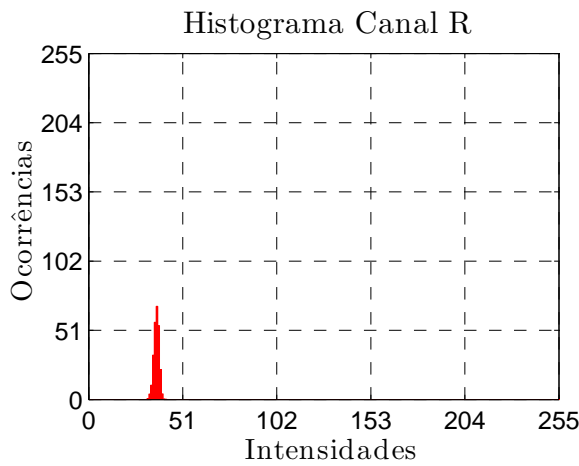


(e)

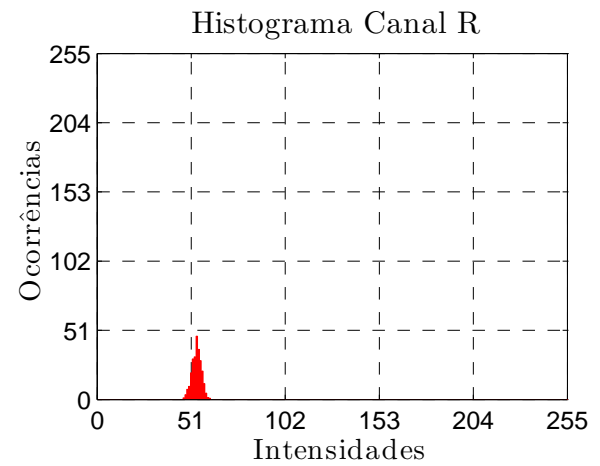


(f)

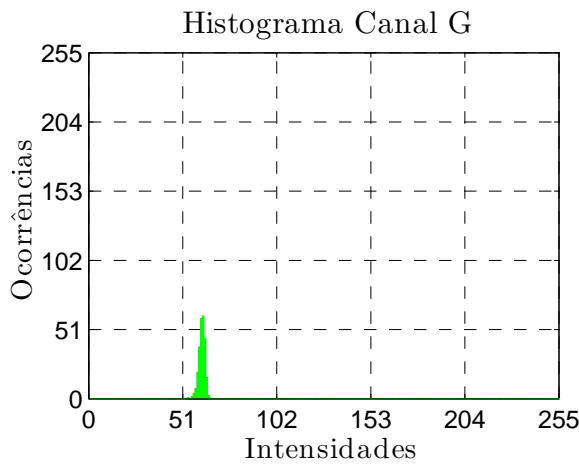
Figura 4.14: Histogramas do canal V das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



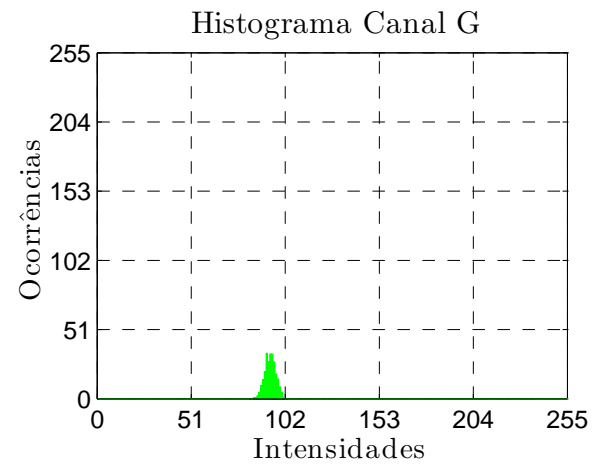
(a)



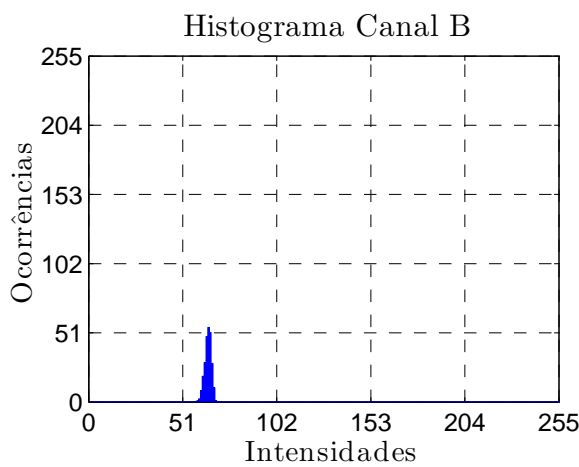
(b)



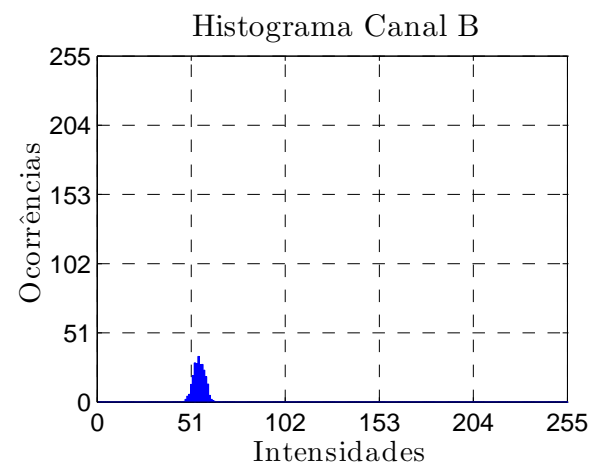
(c)



(d)



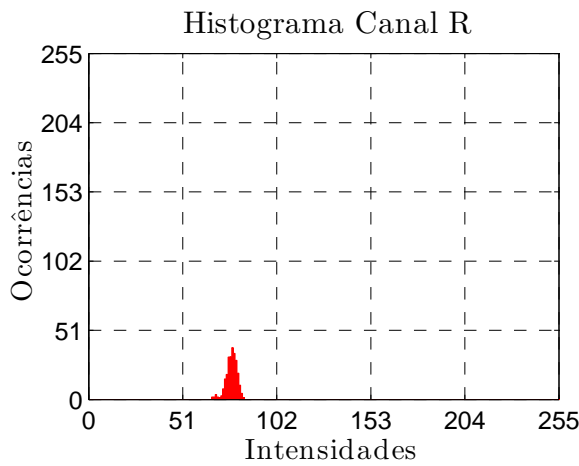
(e)



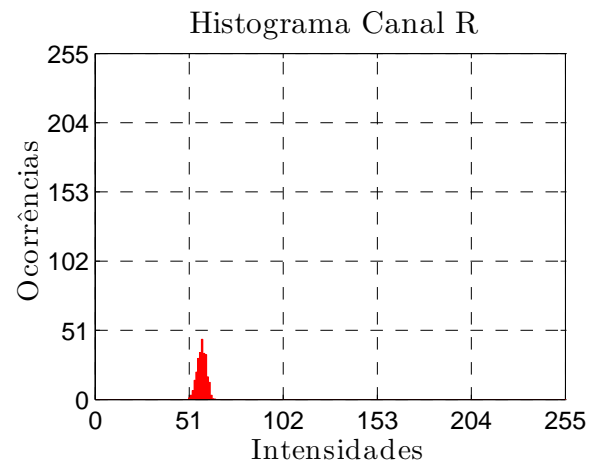
(f)

Figura 4.15: Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 4.9(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 4.9(b), todos relativos a marca superior verde do padrão.

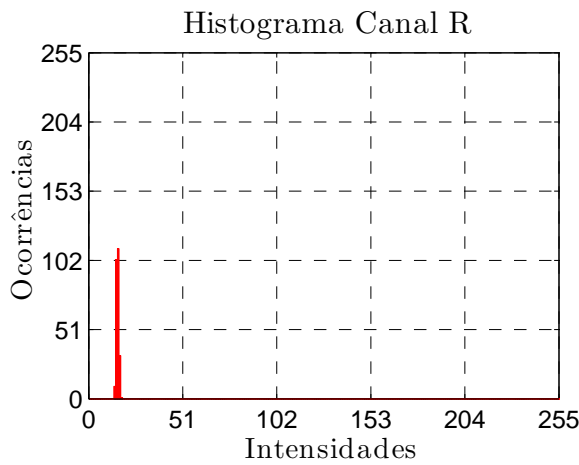




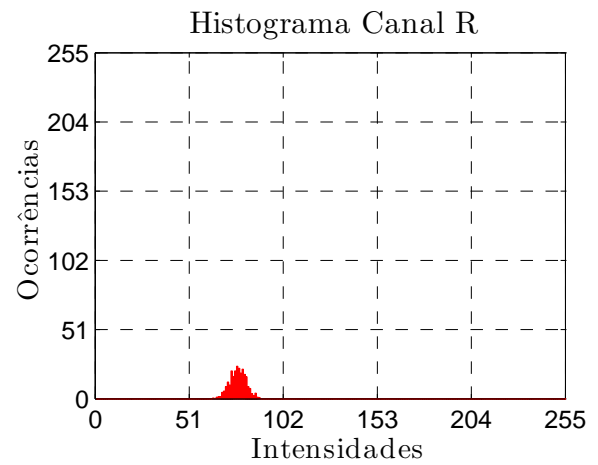
(a)



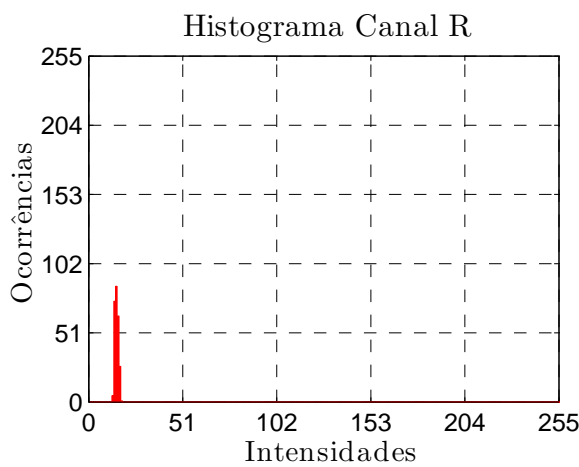
(b)



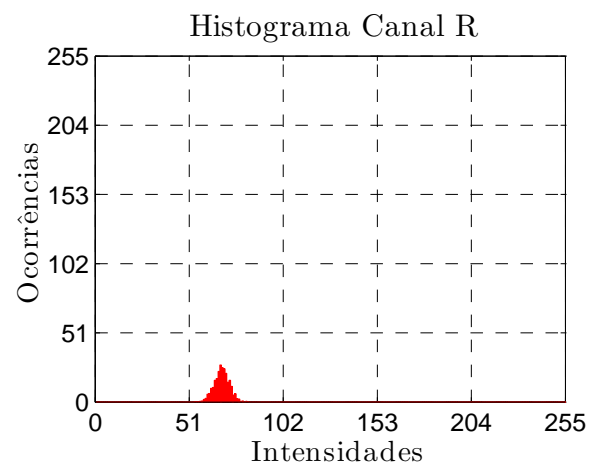
(c)



(d)

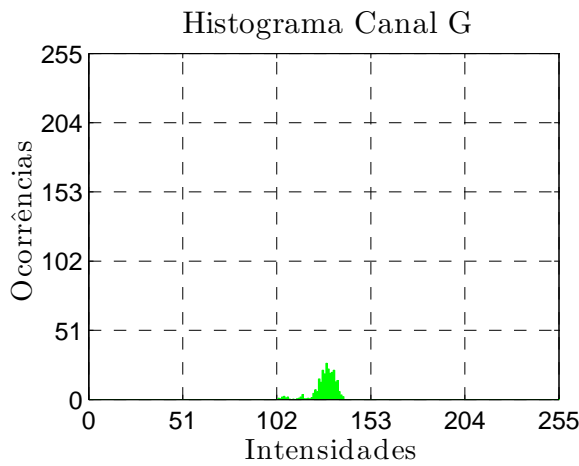


(e)

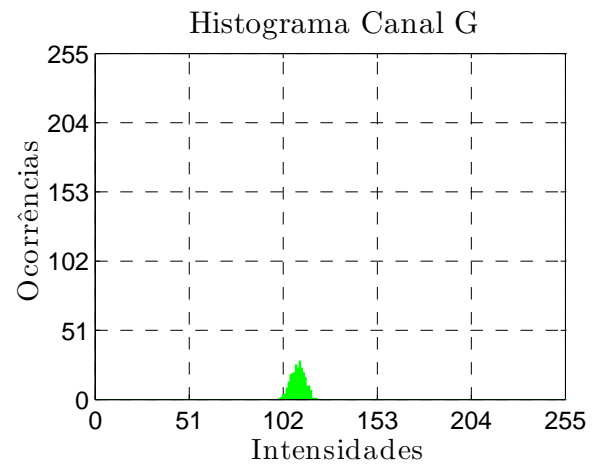


(f)

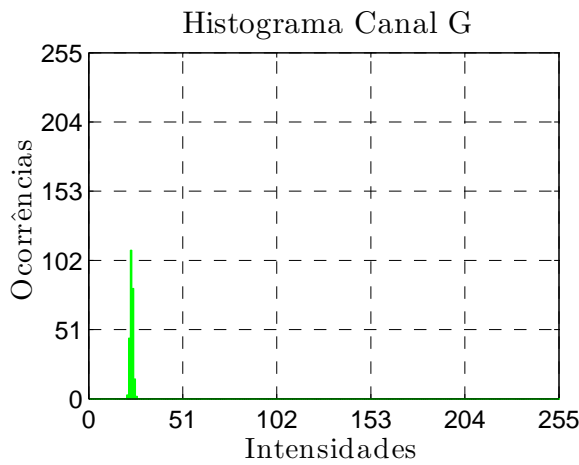
Figura 4.16: Histogramas do canal R das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



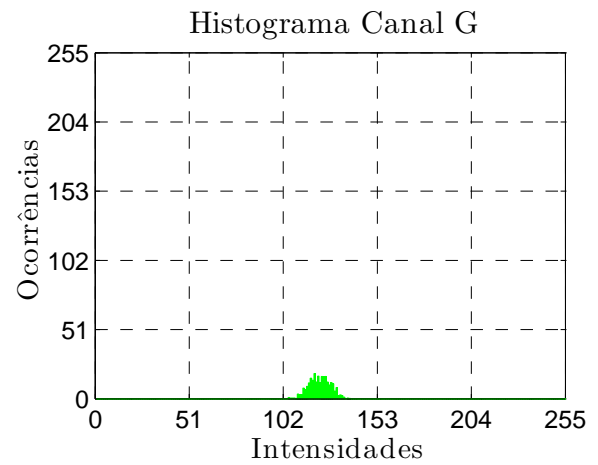
(a)



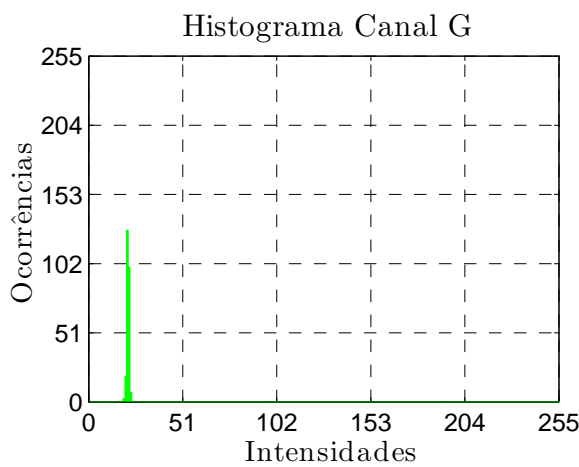
(b)



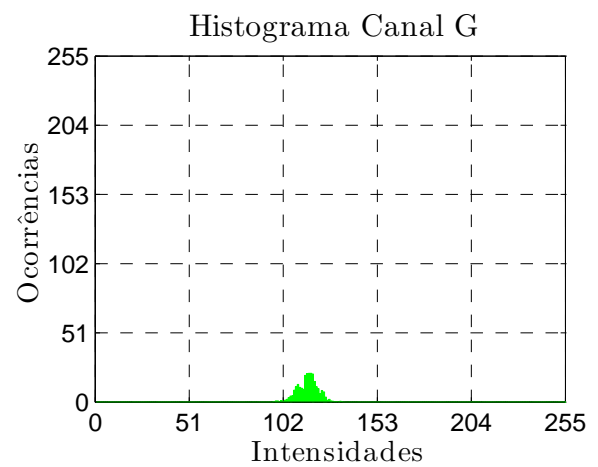
(c)



(d)

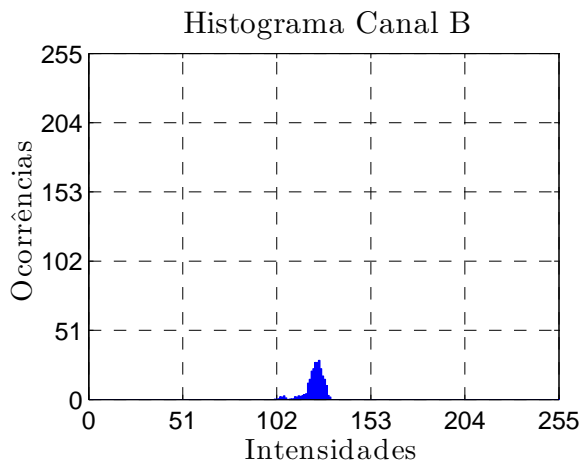


(e)

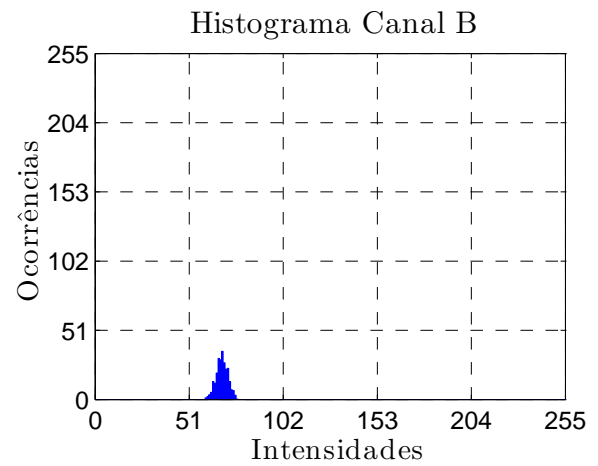


(f)

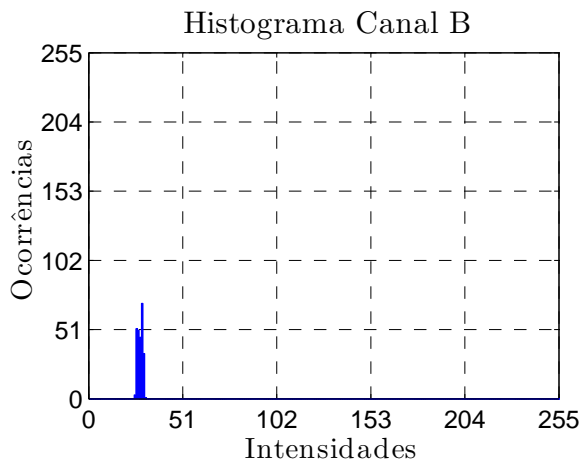
Figura 4.17: Histogramas do canal G das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



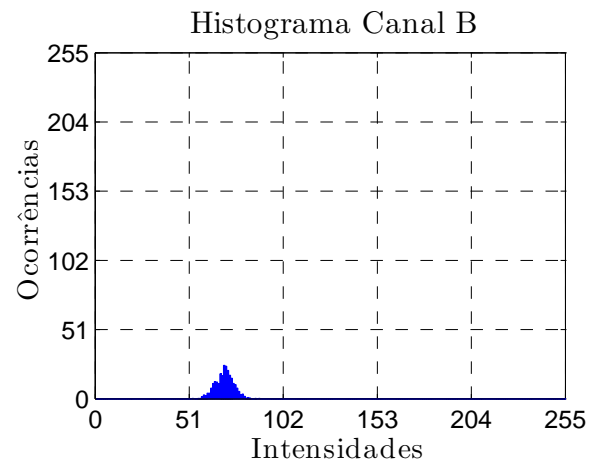
(a)



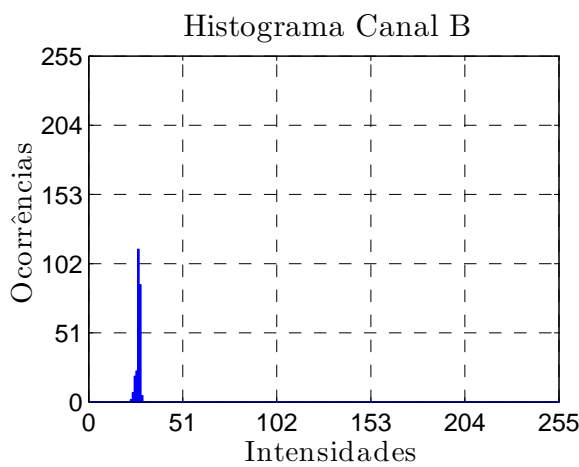
(b)



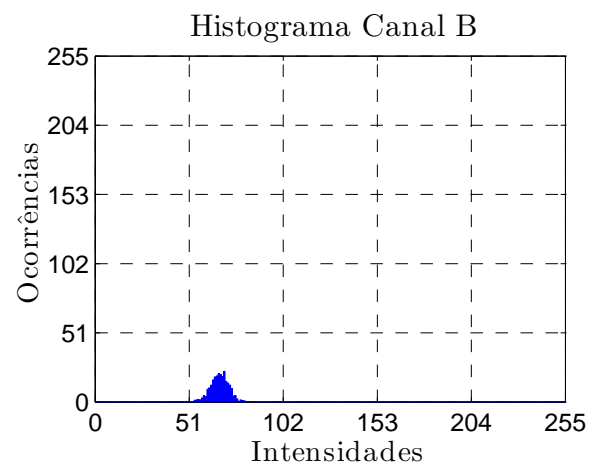
(c)



(d)

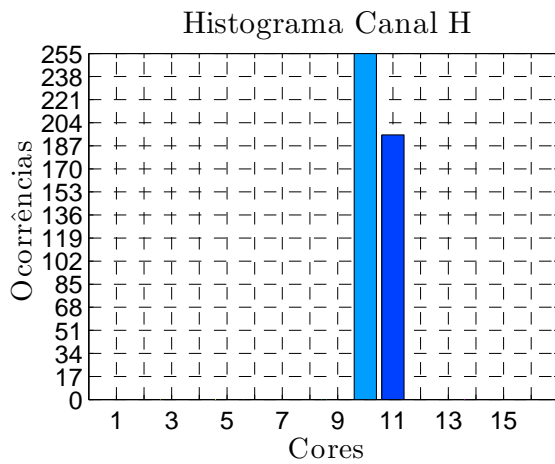


(e)

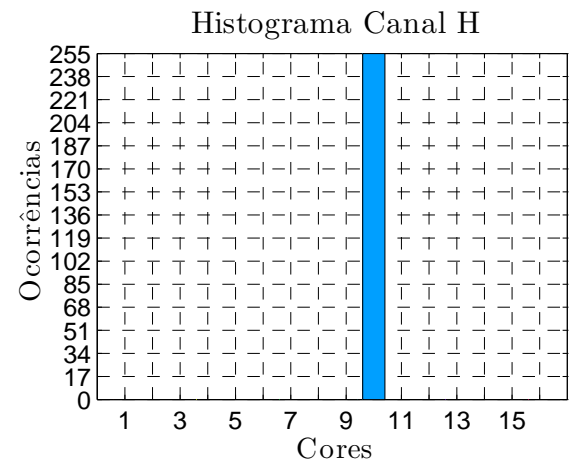


(f)

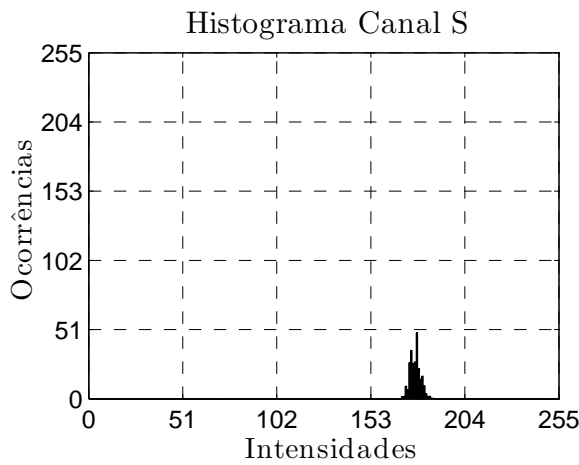
Figura 4.18: Histogramas do canal B das imagens da marca superior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



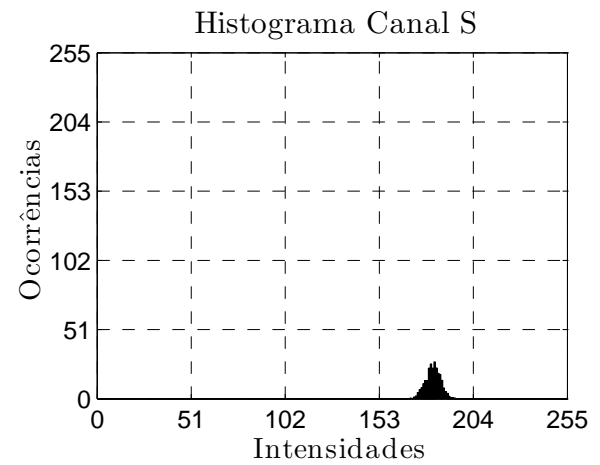
(a)



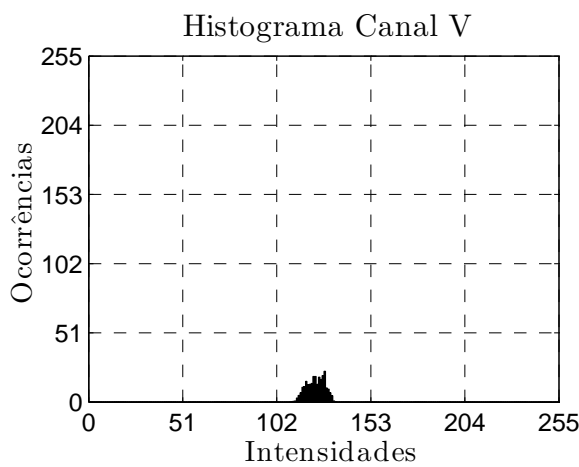
(b)



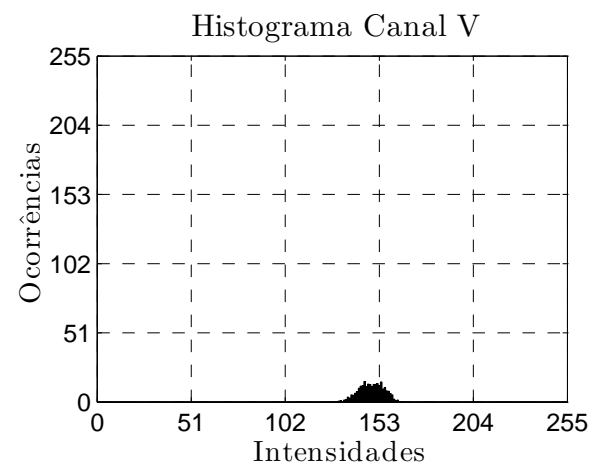
(c)



(d)

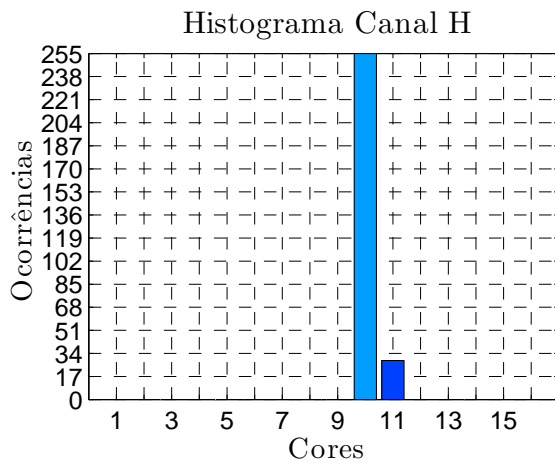


(e)

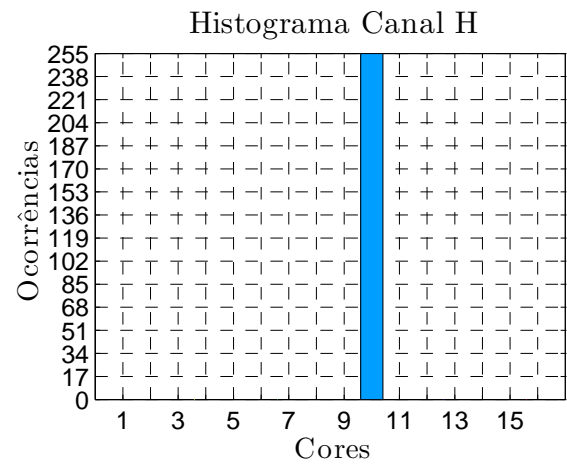


(f)

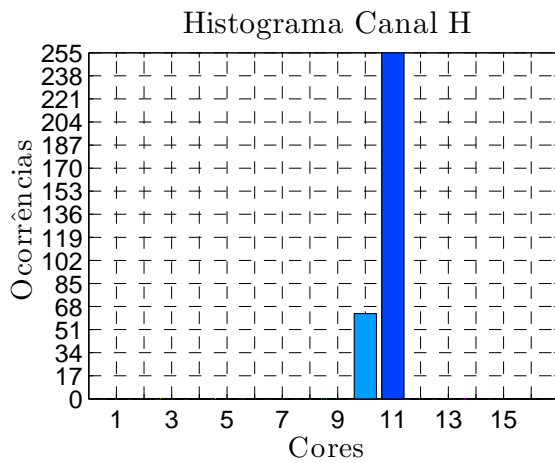
Figura 4.19: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 4.9(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 4.9(b), todos relativos a marca superior azul do padrão.



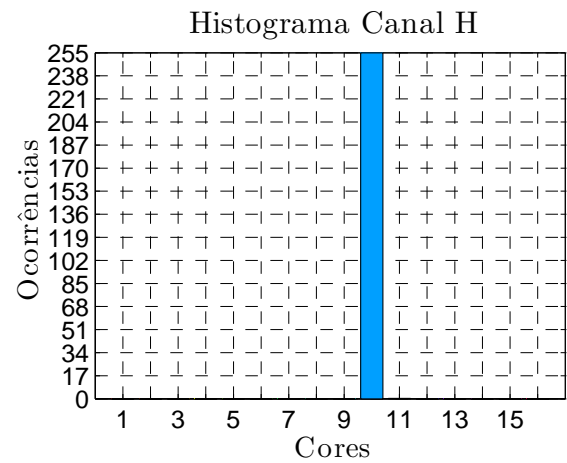
(a)



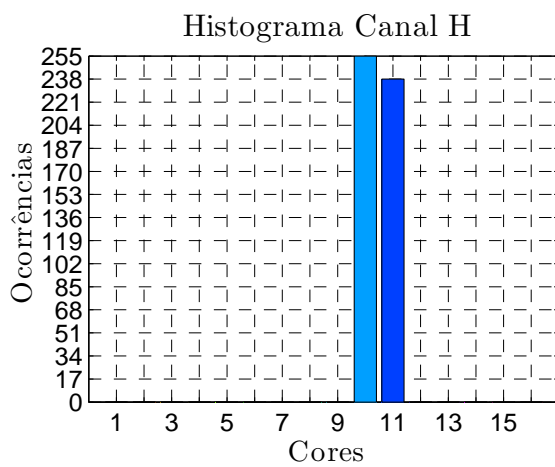
(b)



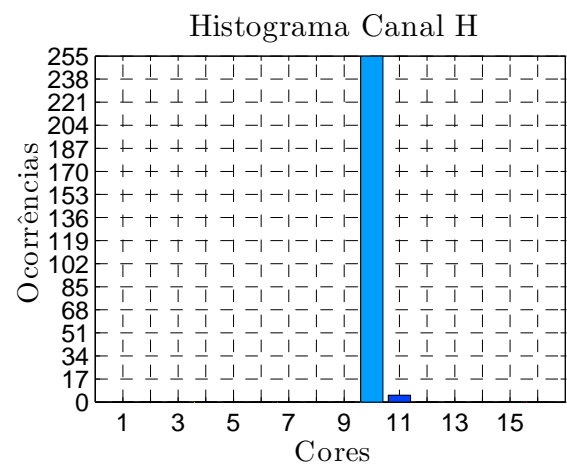
(c)



(d)

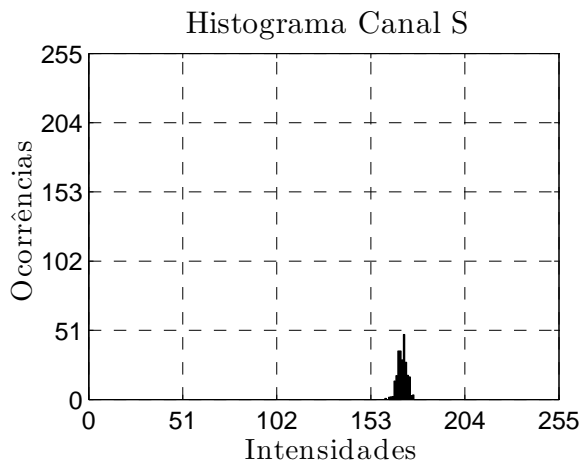


(e)

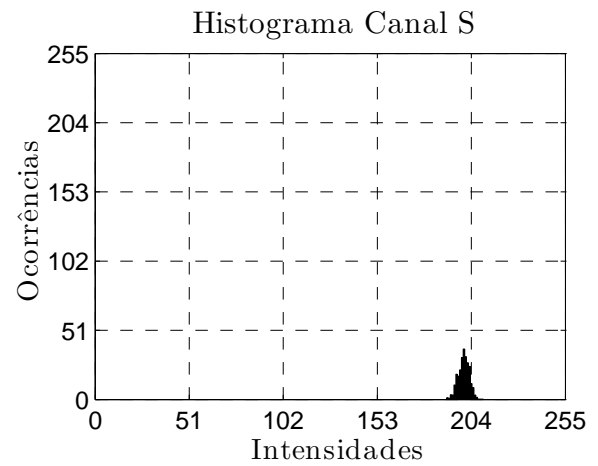


(f)

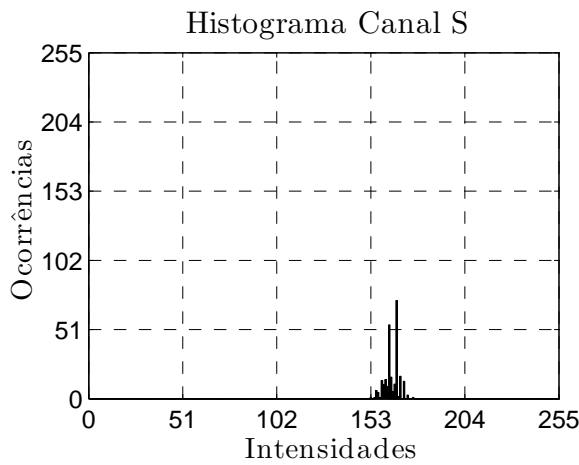
Figura 4.20: Histogramas do canal H das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



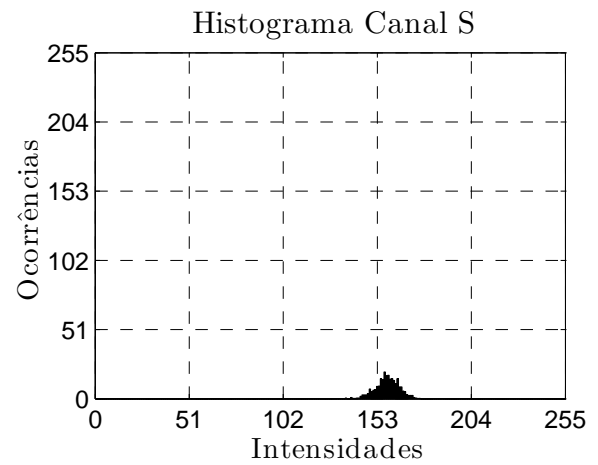
(a)



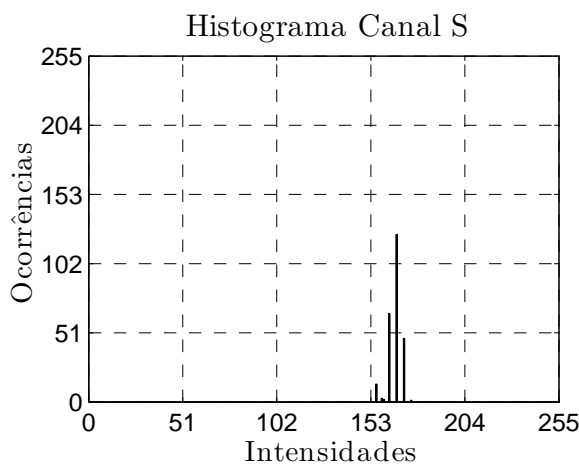
(b)



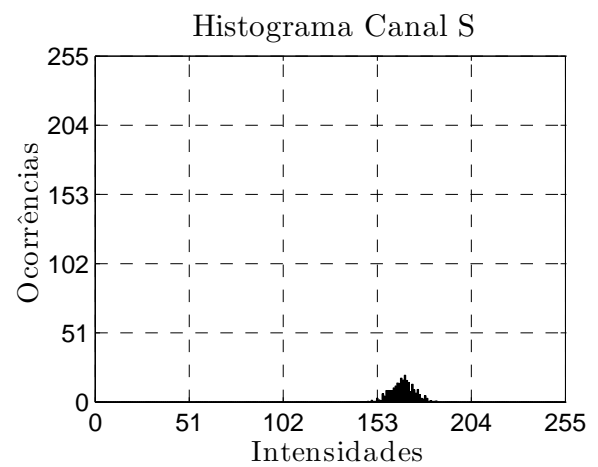
(c)



(d)

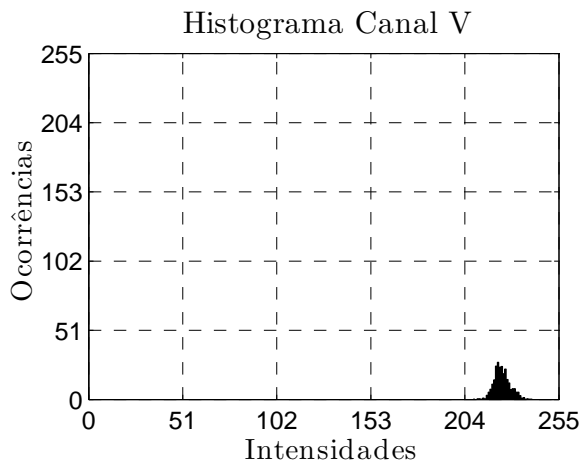


(e)

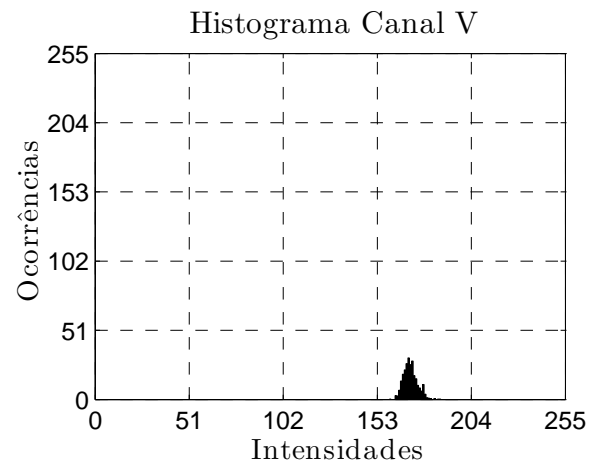


(f)

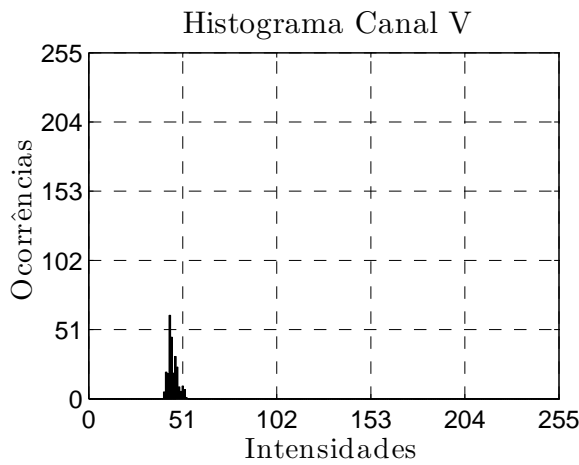
Figura 4.21: Histogramas do canal S das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



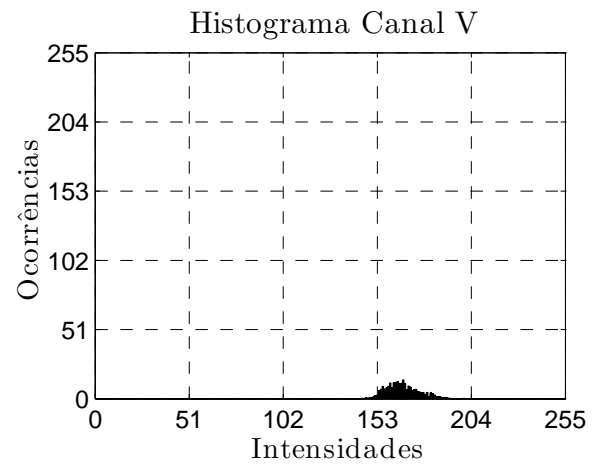
(a)



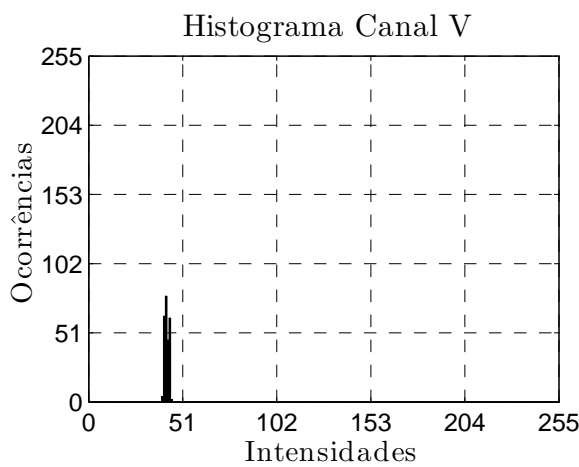
(b)



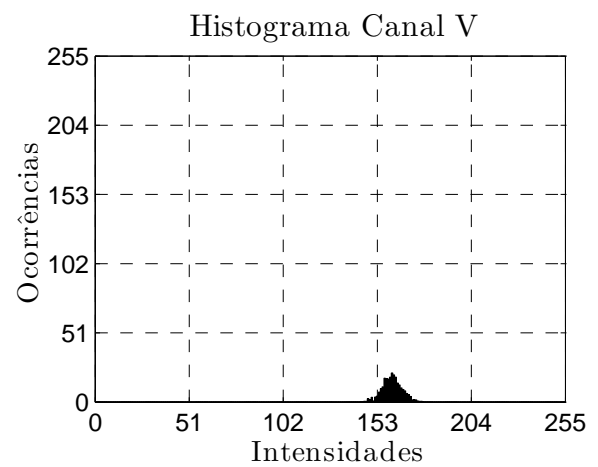
(c)



(d)

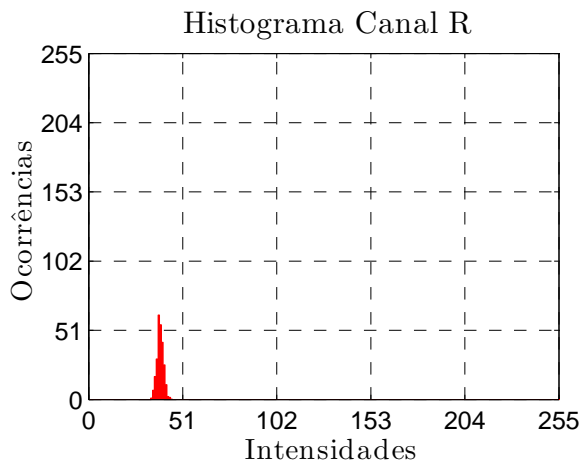


(e)

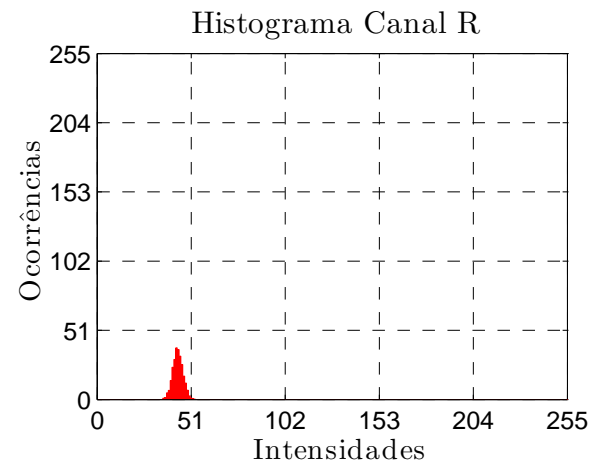


(f)

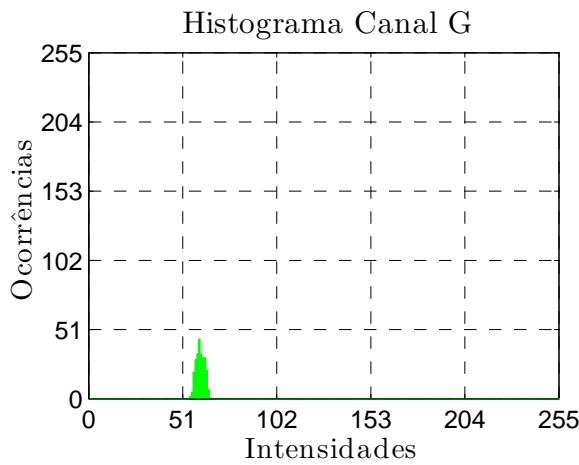
Figura 4.22: Histogramas do canal V das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



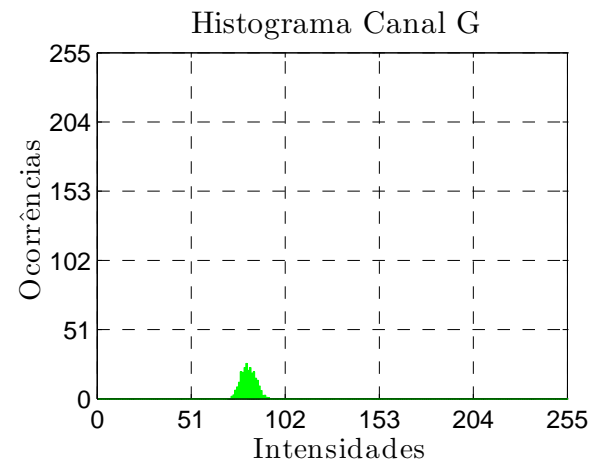
(a)



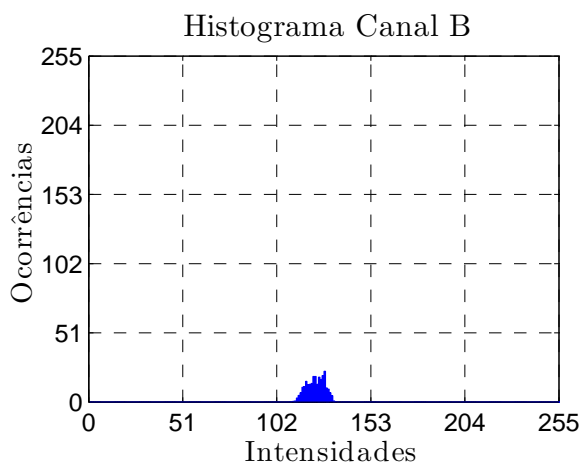
(b)



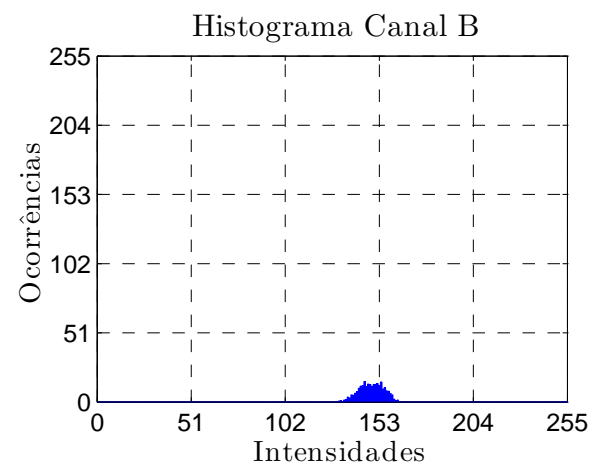
(c)



(d)



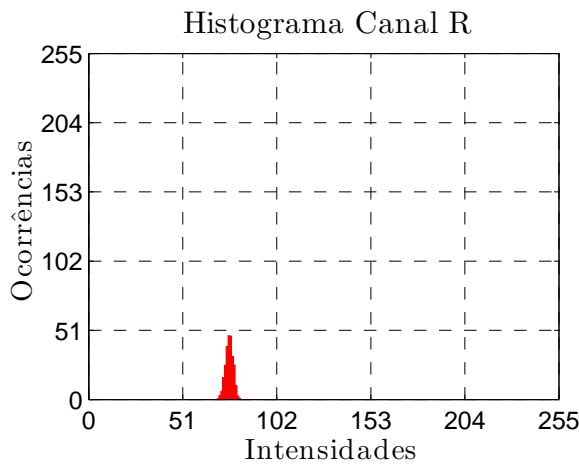
(e)



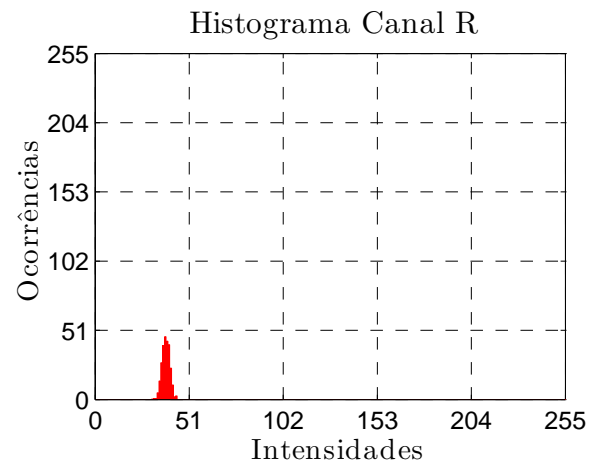
(f)

Figura 4.23: Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 4.9(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 4.9(b), todos relativos a marca superior azul do padrão.

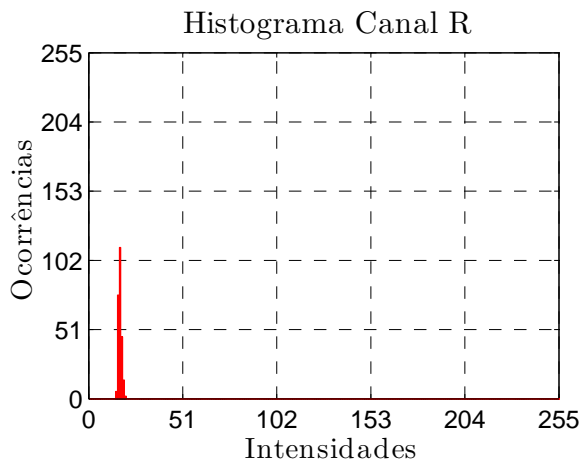




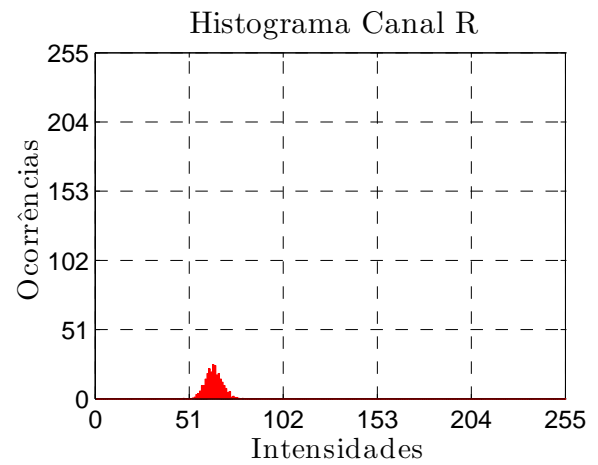
(a)



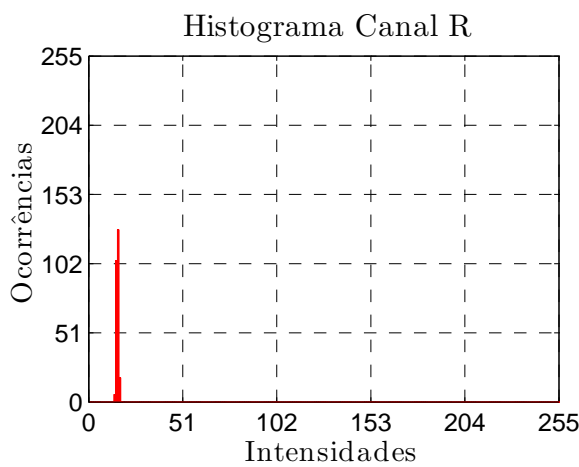
(b)



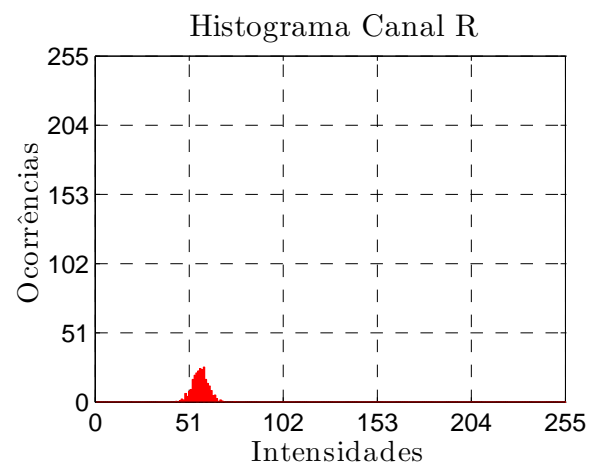
(c)



(d)

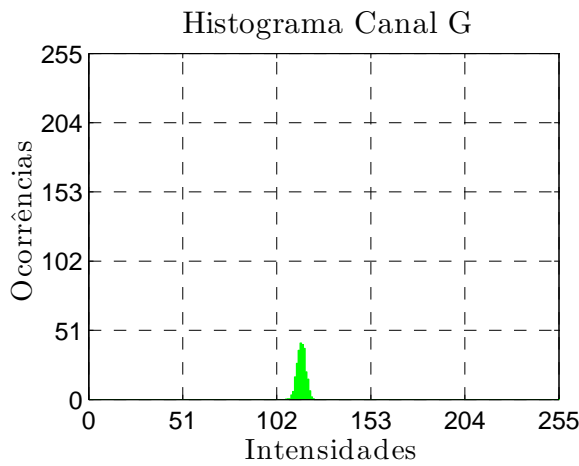


(e)

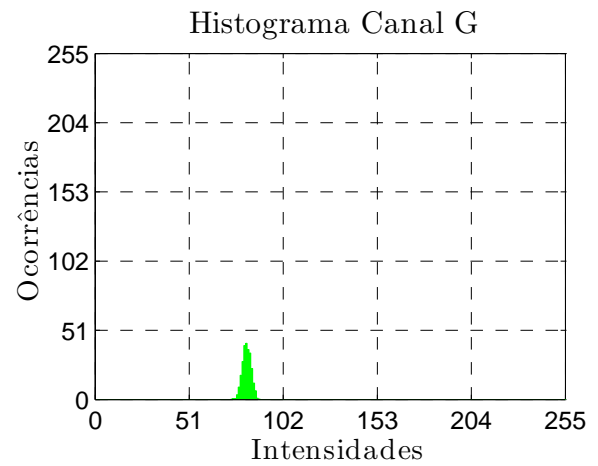


(f)

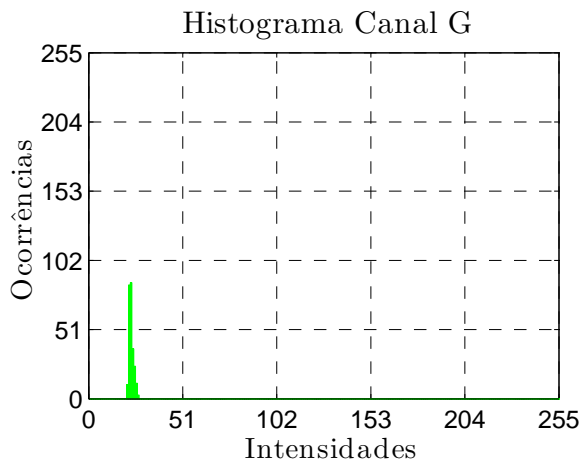
Figura 4.24: Histogramas do canal R das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes na Figura 4.10(c).



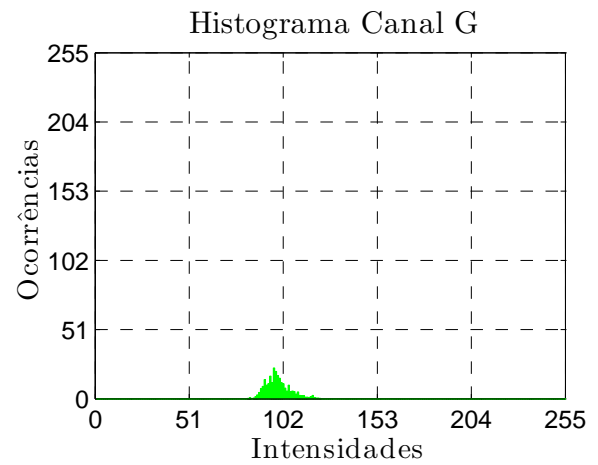
(a)



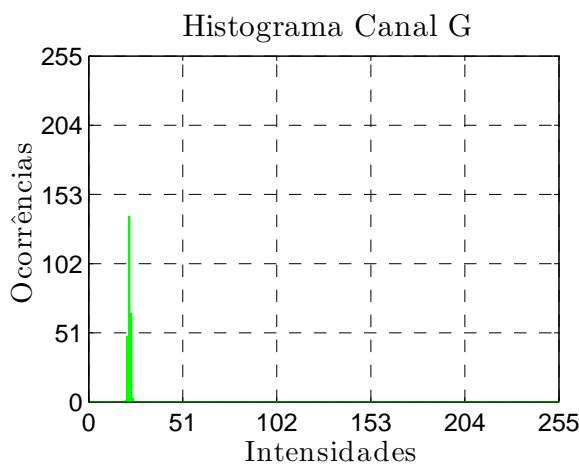
(b)



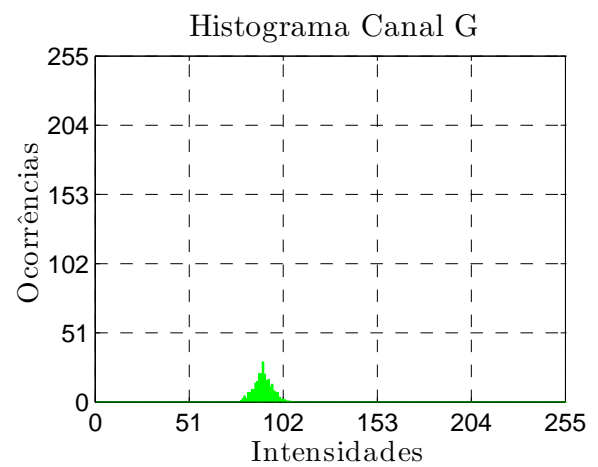
(c)



(d)

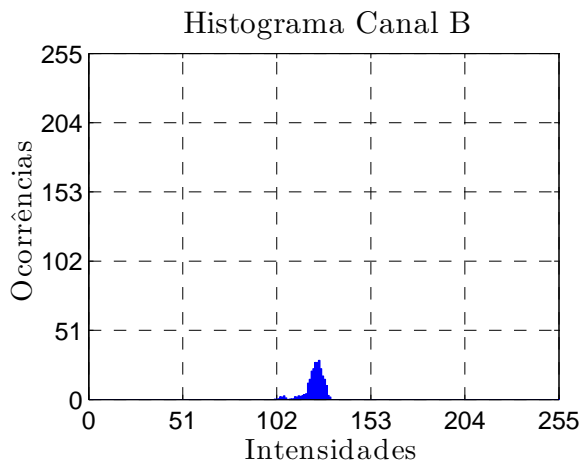


(e)

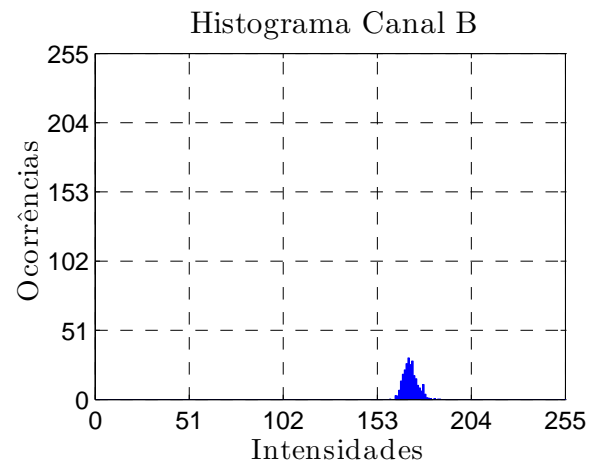


(f)

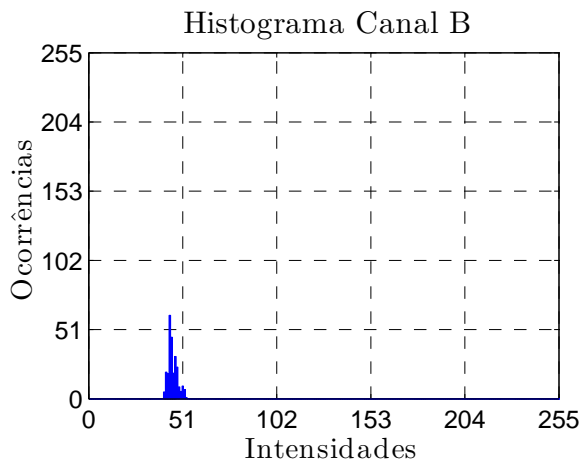
Figura 4.25: Histogramas do canal G das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).



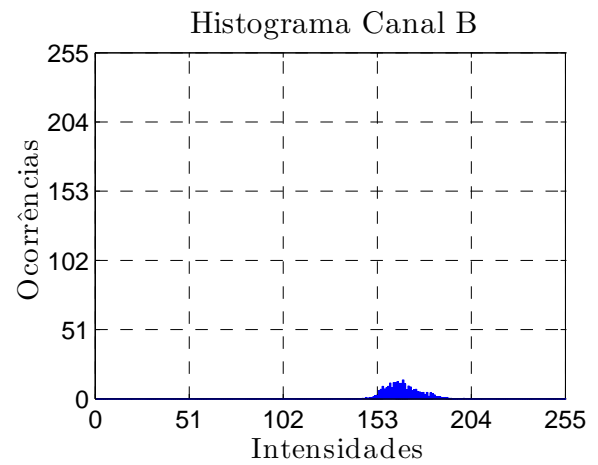
(a)



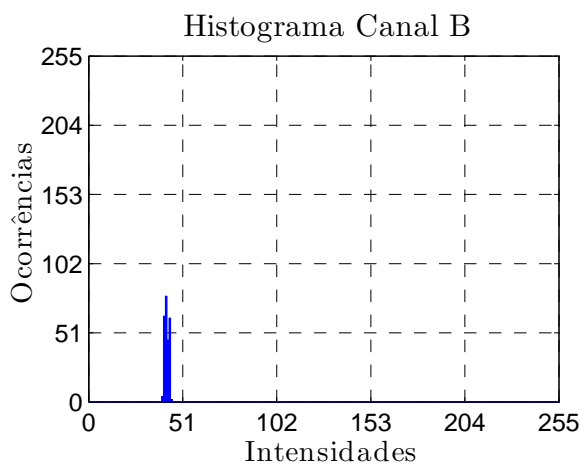
(b)



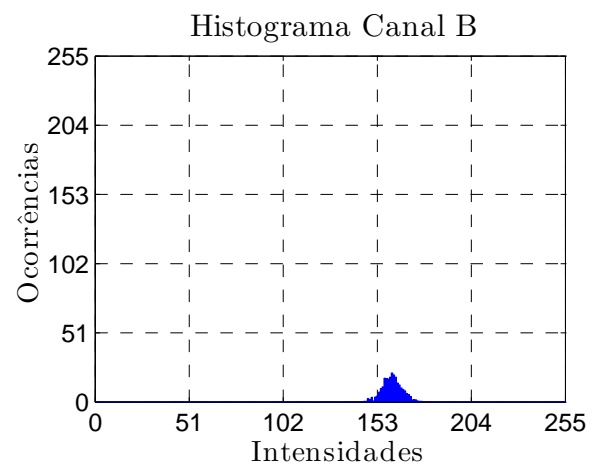
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 4.26: Histogramas do canal B das imagens da marca superior azul (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.10(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.10(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.10(c).

Para a realização da correção de cor, foram utilizados como pontos conhecidos na cena as placas 5, 8, 14, 15 e 18 da GCRC. As Figuras 4.27 e 4.28 exibem a variação das coordenadas das cores das placas representadas no espaço RGB e HSV, respectivamente. É possível observar a variação das coordenadas RGB e HSV devido ao efeito da iluminação. Todavia, a iluminação, neste experimento, diferentemente dos experimentos do Capítulo 3, não influencia consideravelmente a mudança da informação de cor da imagem, como pode ser visto analisando-se o comportamento do canal H das placas da GCRC. Neste experimento, o principal efeito da iluminação é a diminuição da intensidade das cores, conforme confirmado pelo canal V das placas da GCRC.

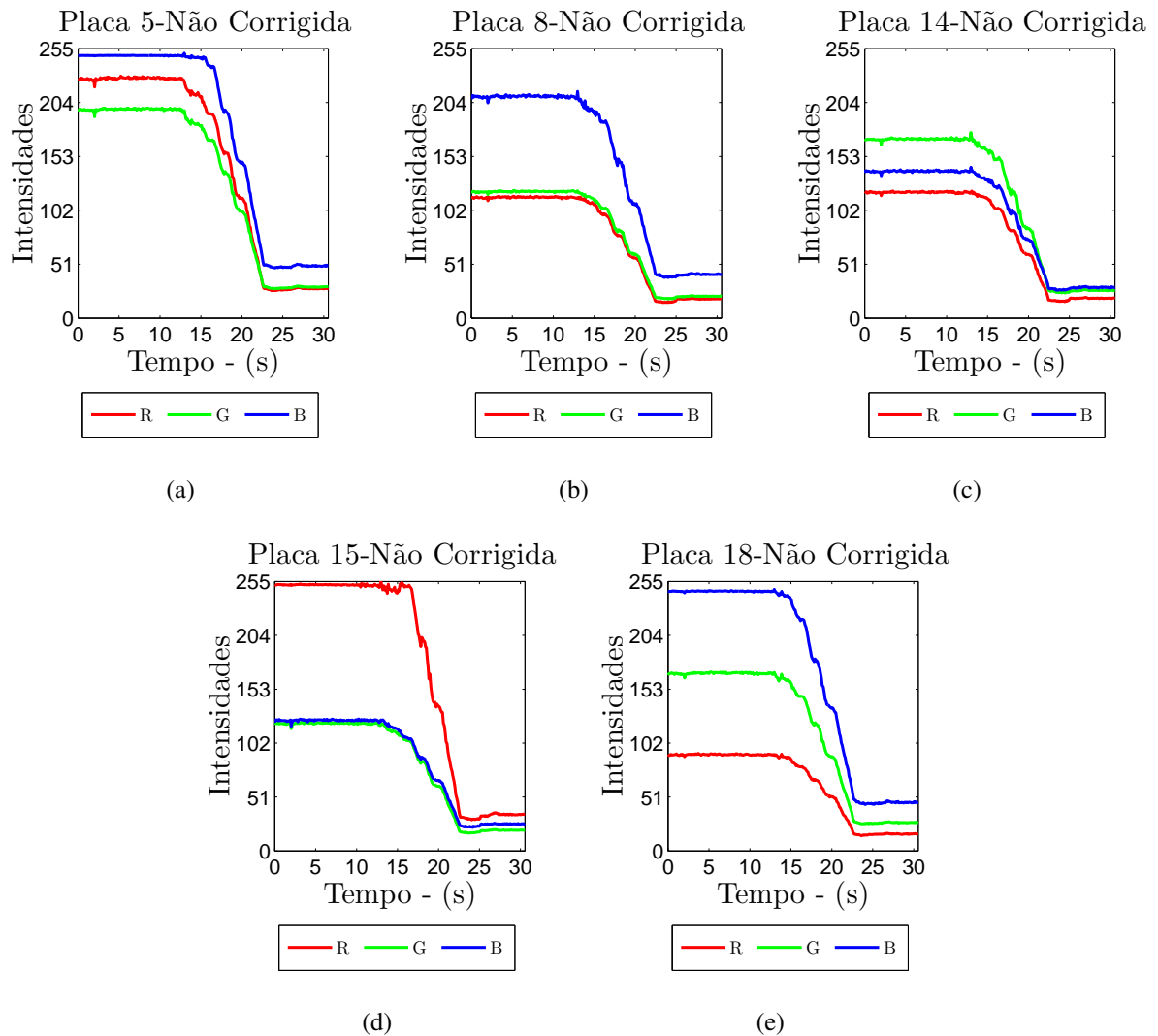


Figura 4.27: Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

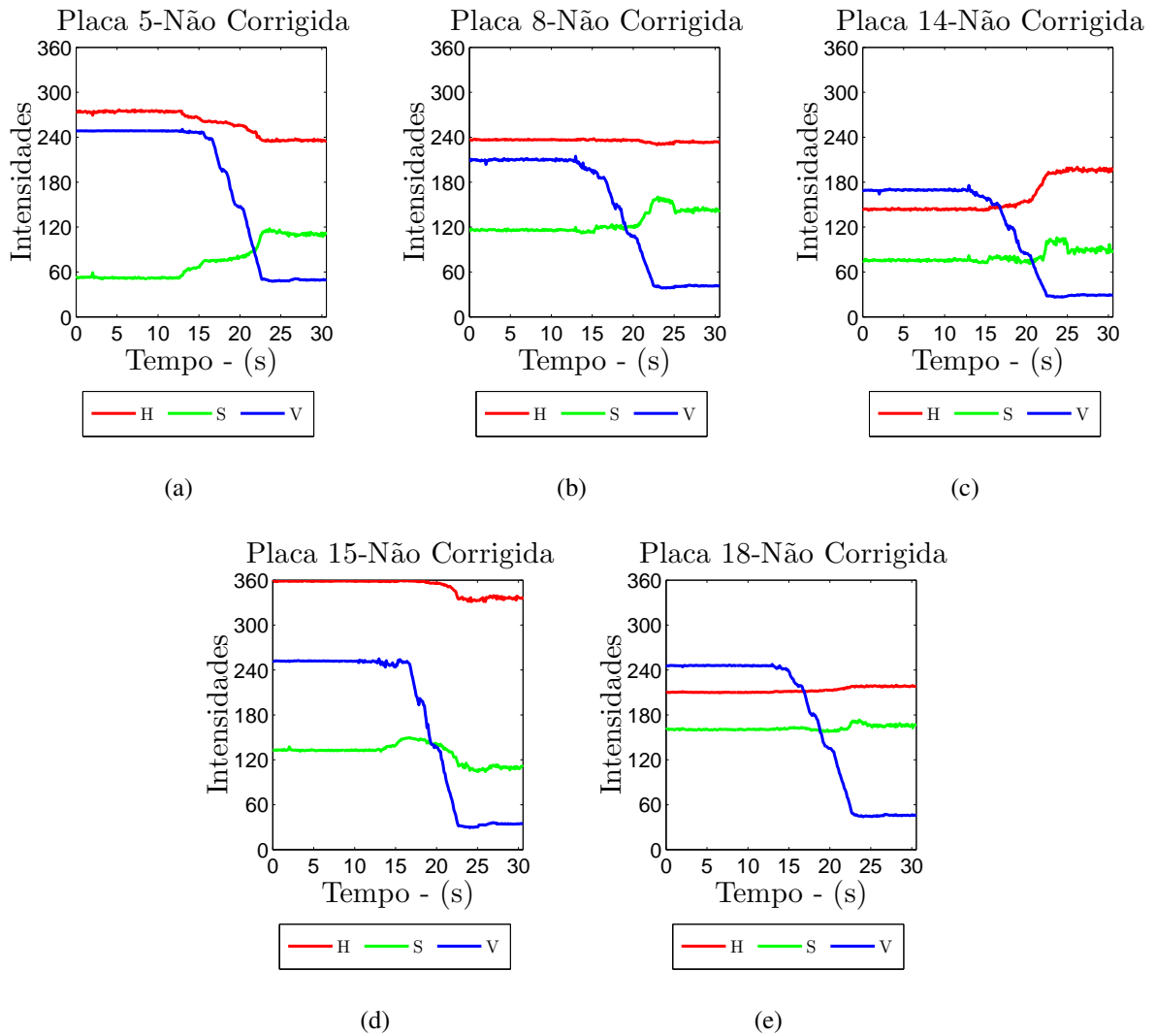


Figura 4.28: Coordenadas HSV não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

As Figuras 4.29 e 4.30 apresentam as coordenadas RGB e HSV corrigidas das placas da GCRC. Observe que a qualidade da correção das coordenadas das placas é superior a realizada nos experimentos do Capítulo 3. Essa melhora na qualidade da correção de cor pode estar ligada, principalmente, a existência de uma iluminação ambiente que contenha potência em todos os comprimentos de onda. Dessa forma, todas as placas utilizadas para gerar a matriz de correção de cor são excitadas pela iluminação, ao contrário dos experimentos do Capítulo 3, onde as iluminações eram geradas por luzes aproximadamente monocromáticas. Além disso, como no Capítulo 3, as iluminações utilizadas eram completamente diferentes, as matrizes de correção de cor estimadas resultavam em erros de correção também diferentes, gerando uma maior oscilação nos valores das coordenadas corrigidas.

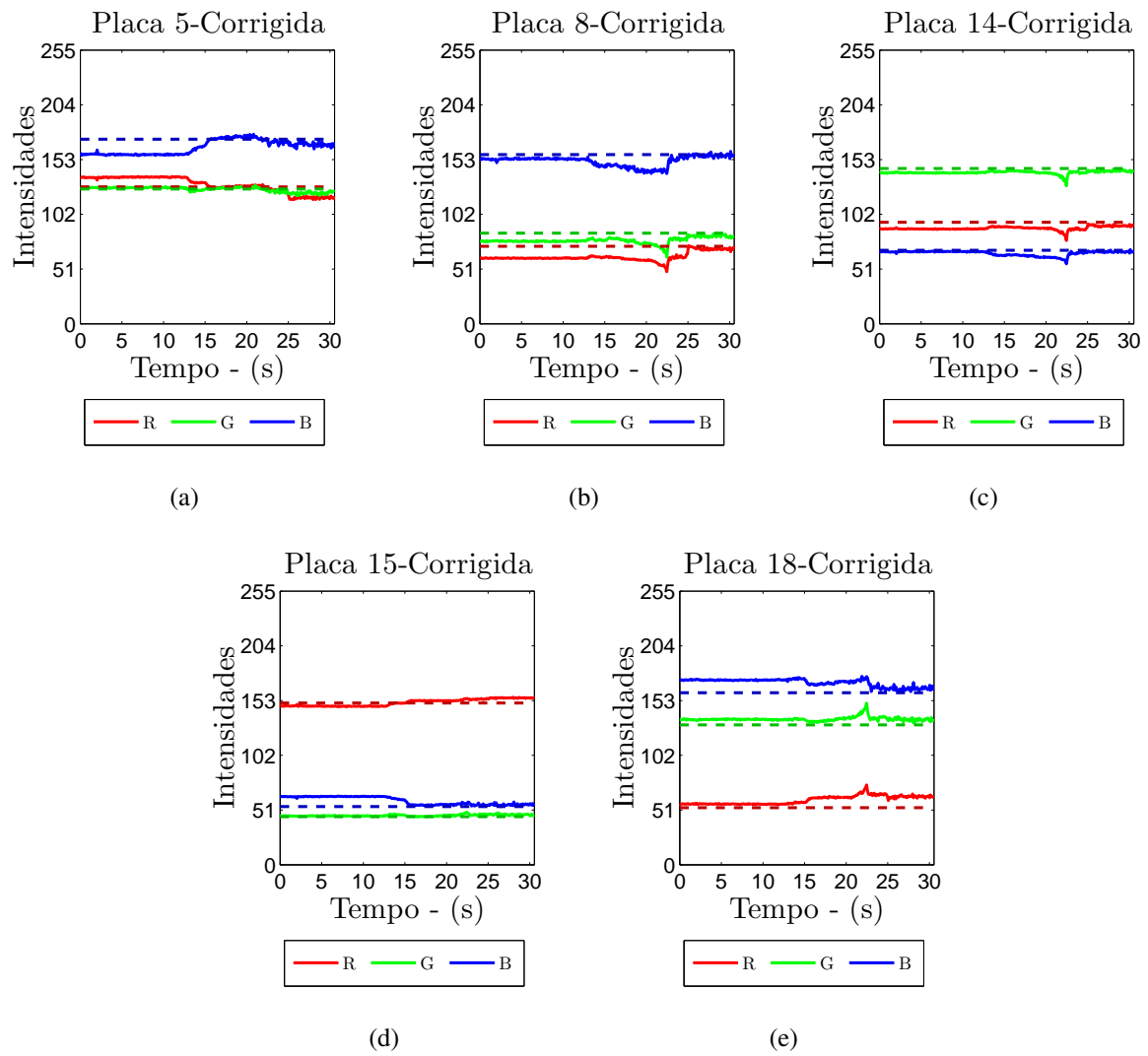


Figura 4.29: Coordenadas RGB corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

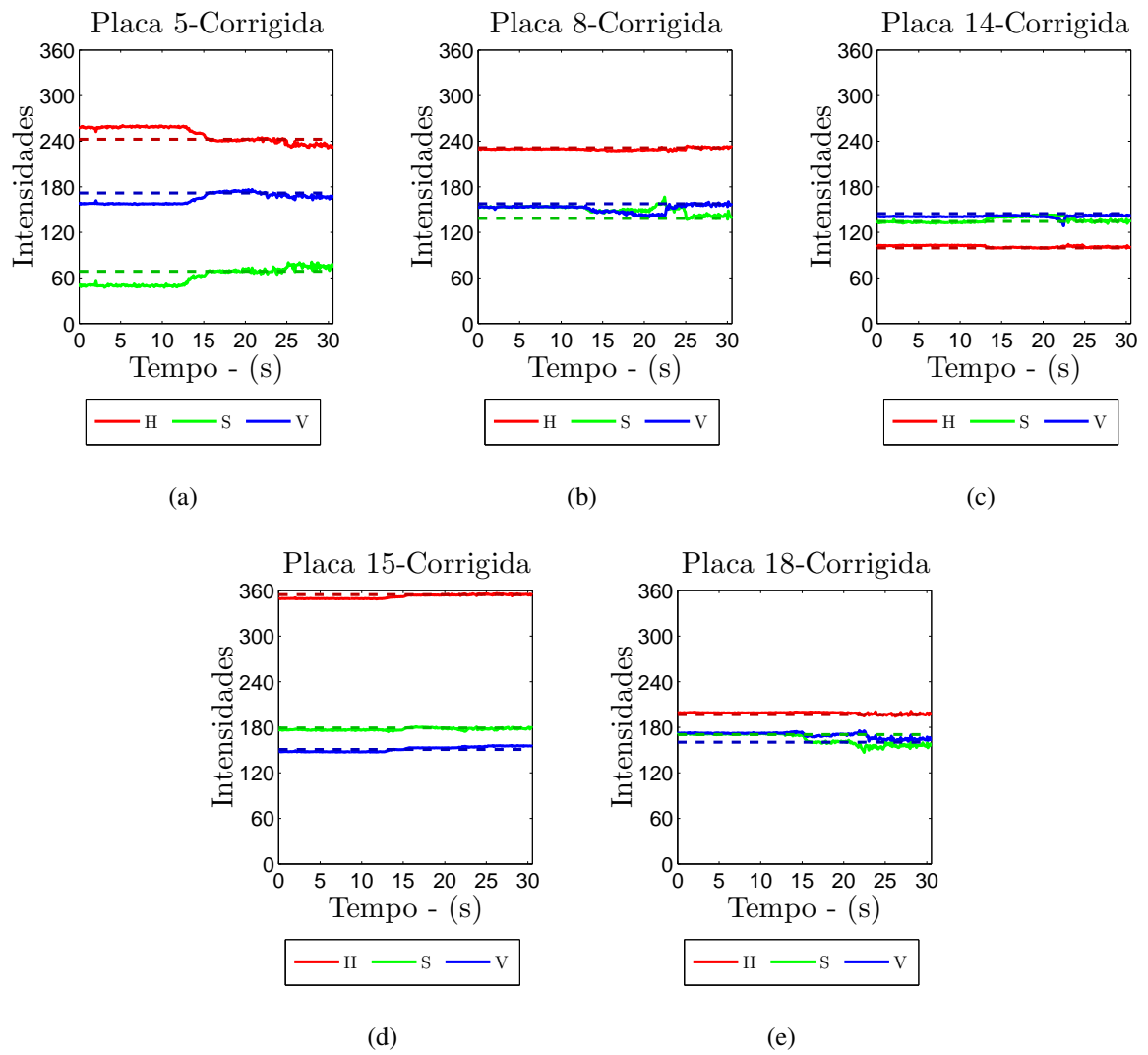


Figura 4.30: Coordenadas HSV corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

A Figura 4.31 apresenta os erros de posição dos vértices do retângulo utilizado para realimentar o controlador servo-visual. Esses erros representam a diferença entre os centros das marcas coloridas em um dado momento do experimento e a posição de referência desses centros que foram capturadas no início do experimento. Como pode se verificar, os erros tendem a zero ao final do experimento. Os erros em Z variam menos, pois praticamente não há mudança na altura do padrão, em relação ao robô, durante o movimento. A Figura 4.32 exibe os erros de posição e orientação do Pioneer em relação ao padrão, as orientações do Pioneer e do padrão, além da trajetória realizada pelo Pioneer. Pode-se verificar que o controlador funcionou da maneira desejada, permitindo o robô seguir os movimentos executados pelo padrão.

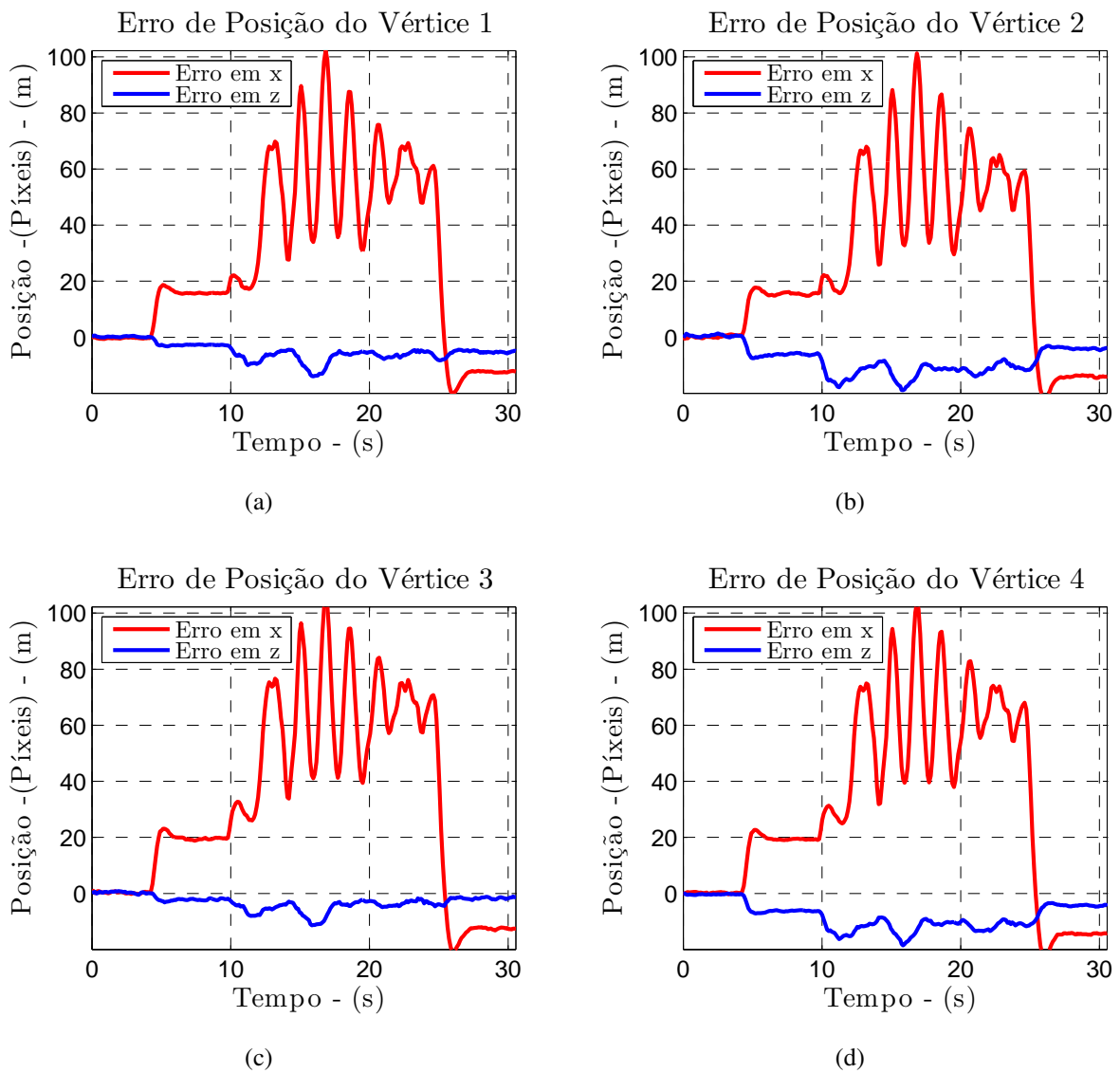


Figura 4.31: Erro de posição dos vértices (a) 1, (b) 2, (c) 3 e (d) 4 do retângulo na imagem.



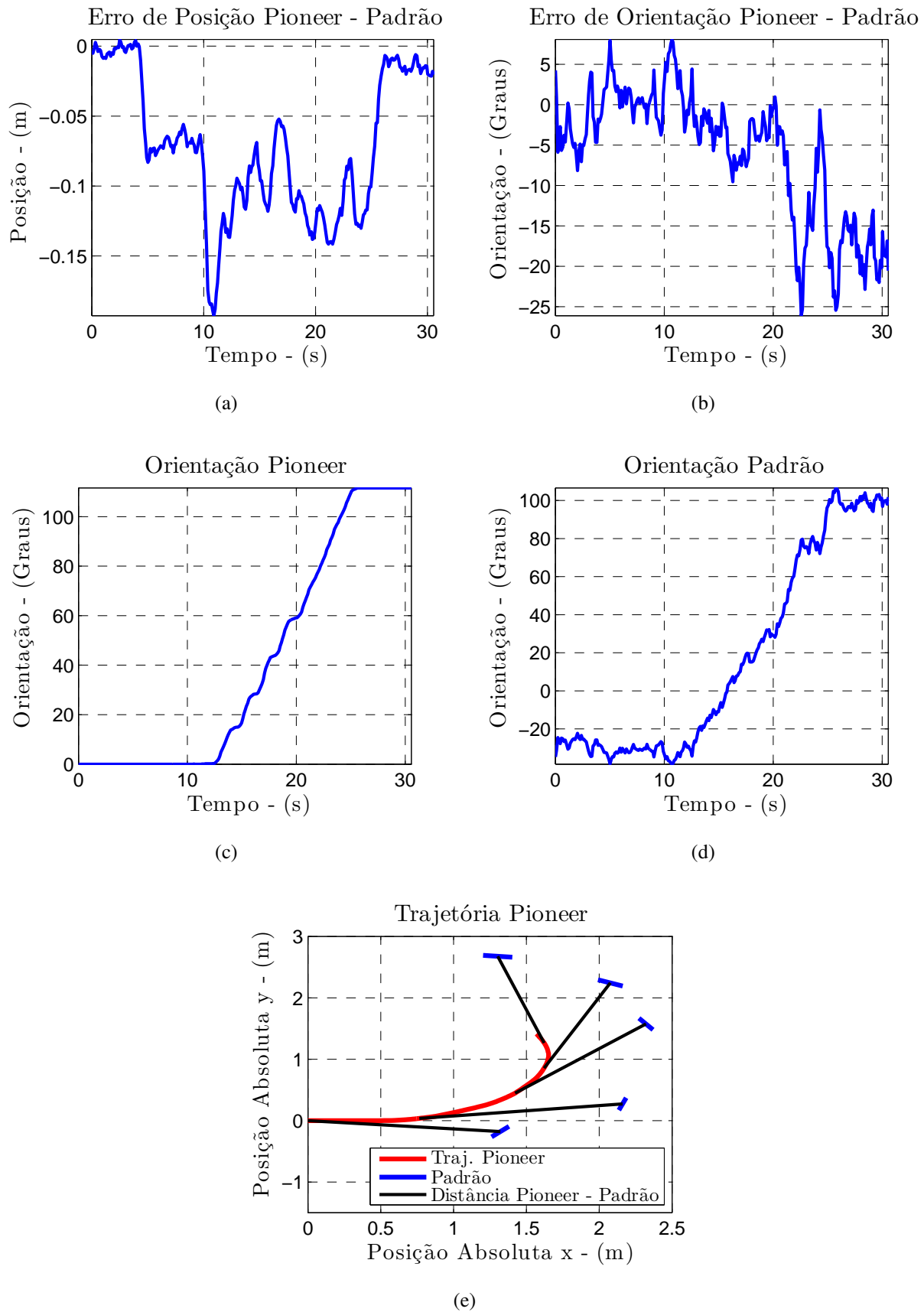


Figura 4.32: (a) Erro de posição do Pioneer em relação ao padrão, (b) erro de orientação do Pioneer em relação ao padrão, (c) variação da orientação do Pioneer, (d) variação da orientação do padrão e (e) caminho executado pelo Pioneer.

### 4.3.2 Experimento 2

Neste experimento, assim como no Experimento 1, o robô é guiado pelos movimentos do padrão com marcas coloridas. A Figura 4.33 exibe a imagem capturada em um dia diferente ao da realização do experimento e sua respectiva imagem corrigida. Essas imagens são ditas de referência, pois fornecem os histogramas utilizados no procedimento de *tracking*, conforme mencionado no Experimento 1.

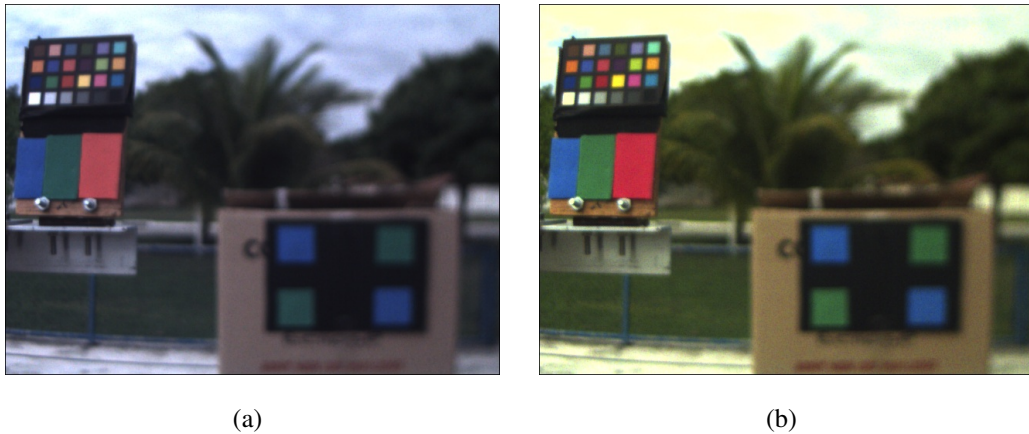


Figura 4.33: Imagens sob iluminações (a) desconhecida e (b) corrigida para iluminação CIE D65.

Novamente, o robô parte de uma posição na qual o sol ilumina a frente do padrão e da GCRC. À medida que o robô se movimenta, forma-se uma sombra sobre a frente do padrão e da GCRC, conforme pode ser visto na Figura 4.34. O *tracking* é realizado da maneira desejada nas imagens corrigidas, apresentando problemas nas imagens não corrigidas. Na imagem não corrigida da Figura 4.34(a), o *tracking* das marcas verdes, apesar de estar funcionando, apresenta uma certa instabilidade, sugerindo que a informação de cor dessas marcas difere da informação de cor que elas possuem na imagem de referência. Comparando-se as Figuras 4.35(a) e 4.36(a), verifica-se que, de fato, o histograma da marca colorida verde, na imagem não corrigida da Figura 4.34(a), difere de seu histograma na imagem da Figura 4.33(a).

Na imagem não corrigida da Figura 4.34(b), o *tracking* das marcas coloridas verdes começa a falhar. Essa falha não se dá em virtude da variação da informação de cor, mas sim devido à diminuição do valor do canal V para valores abaixo do limite mínimo permitido. Esse fato pode ser verificado comparando-se os histogramas H presentes nas Figuras 4.35(a) e 4.36(c). Percebe-se que a informação de cor da marca verde realmente não varia consideravelmente em relação à imagem de referência. No entanto, analisando-se os histogramas V presentes nas Figuras 4.35(e) e 4.38(c), confirma-se a diminuição do valor do canal V, relativo à marca verde,

da imagem de referência da Figura 4.33(a) para a imagem não corrigida da Figura 4.34(b).

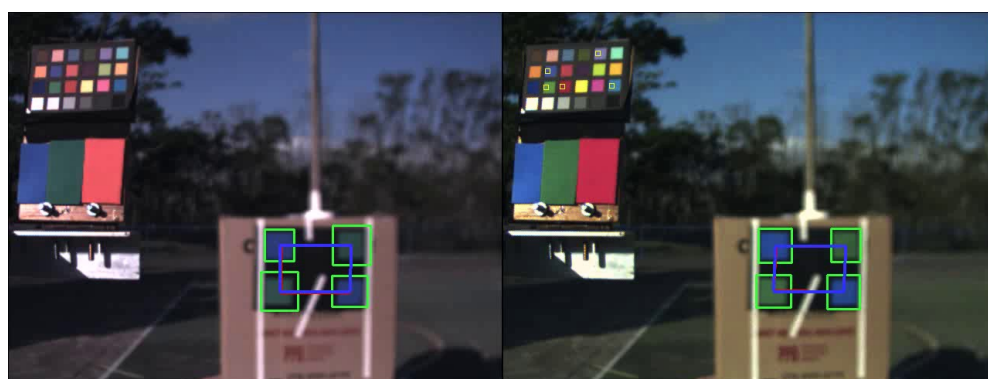
Na imagem não corrigida da Figura 4.34(c), o *tracking* das marcas verdes falha por dois motivos: canal V com valor abaixo do limite e variação da cor das marcas coloridas verdes. Conforme pode ser visto, analisando-se as Figuras 4.35(a) e 4.36(e), percebe-se que os histogramas H da marca verde, na imagem de referência da Figura 4.33(a) e na imagem não corrigida da Figura 4.34(c), não possuem intercessão de cores. Esse fato pode levar a falha ou a existência de uma grande instabilidade no procedimento de *tracking*.

A Figura 4.39 exibe os gráficos dos histogramas R, G e B, relativos à marca inferior verde do padrão presente nas imagens da Figura 4.33. As Figuras 4.40, 4.41 e 4.42 exibem os histogramas R, G e B, respectivamente, da marca inferior verde do padrão presente nas imagens da Figura 4.34. Observe como as coordenadas corrigidas variam relativamente menos que as coordenadas não corrigidas.

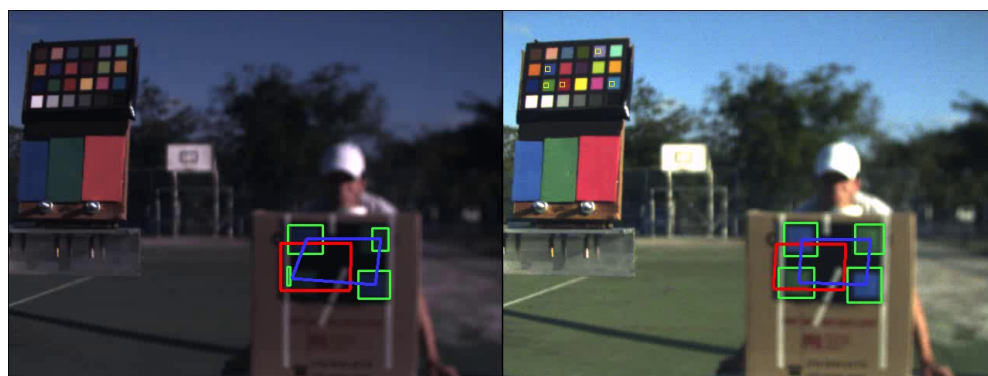
Os histogramas relativos às marcas azuis não são exibidos neste experimento, pois são semelhantes aos das marcas azuis do Experimento 1. A informação de cor das marcas azuis não corrigidas variam menos que a das marcas verdes, contudo, essas variações são suficientes para provocar instabilidade no procedimento de *tracking* das imagens não corrigidas. O maior problema das marcas azuis, assim como as marcas verdes, é a diminuição do valor do canal V.

Nas imagens da Figura 4.34, fica evidente uma restrição da utilização deste método de correção de cor. Apenas pontos pertencentes ao plano da GCRC ou planos paralelos a este terão as cores corrigidas corretamente. Repare como a cor do chão da cena é corrigida erroneamente na Figura 4.34(c). Isso acontece, pois, enquanto existe uma sombra sob a GCRC, o chão continua sendo iluminado pelo sol. Além disso, a cor do céu, que não varia de acordo com as cores das placas da GCRC, é corrigida de maneira equivocada. Contudo, como o padrão está em um plano aproximadamente paralelo ao da GCRC, suas cores são corrigidas corretamente.

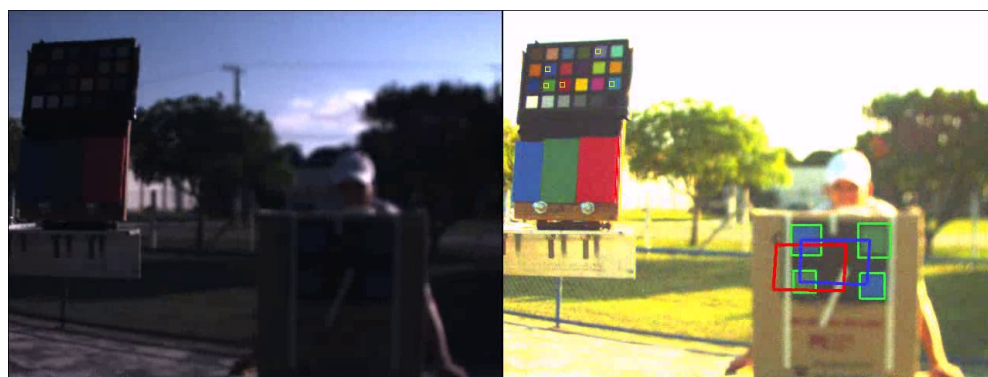
O método de correção de cor por pontos conhecidos na cena não permite que os pontos utilizados para estimar a matriz de correção de cor sofram oclusão ou sejam iluminados com uma iluminação diferente da cena que se deseja corrigir a cor. Desta forma, esse método só pode ser aplicado em objetos que sofram variação de iluminação igual a da GCRC e uniforme ao longo do espaço.



(a)

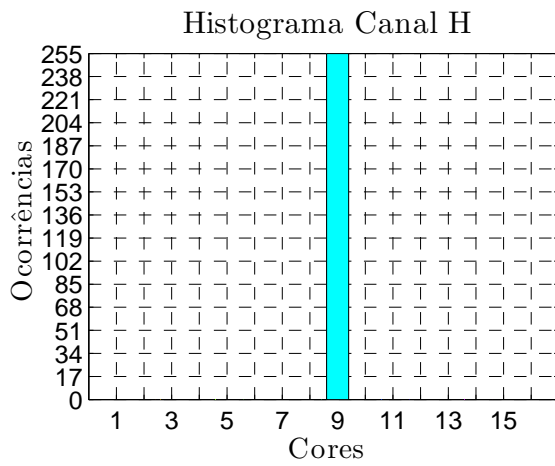


(b)

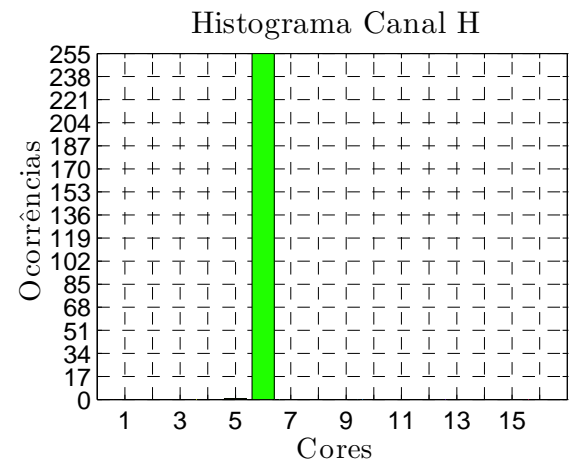


(c)

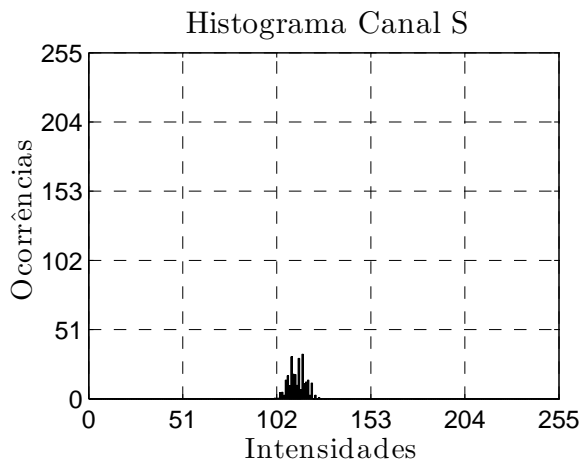
Figura 4.34: Imagens sob efeito de uma iluminação desconhecida (esquerda) e suas respectivas imagens corrigidas para iluminação canônica CIE D65 (direita), ao longo do experimento.



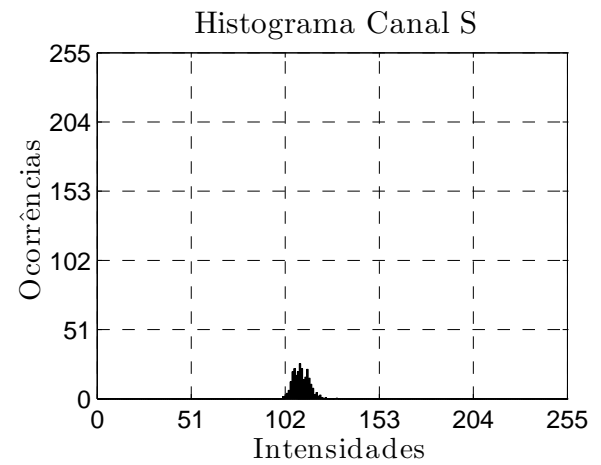
(a)



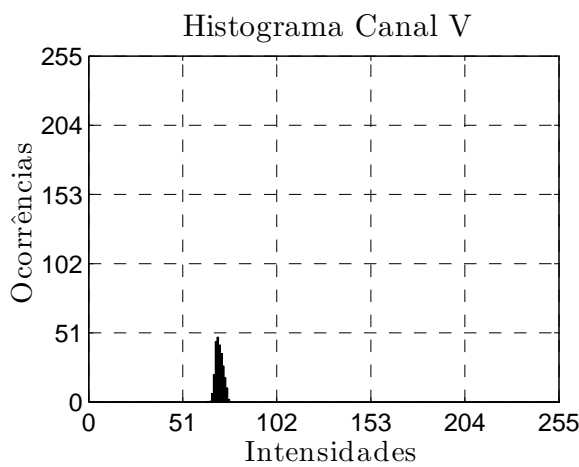
(b)



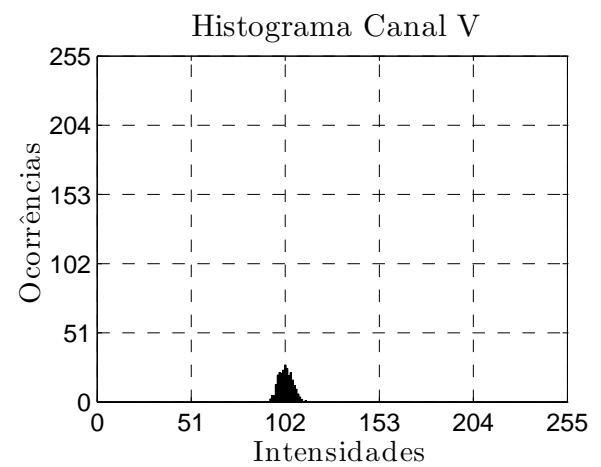
(c)



(d)

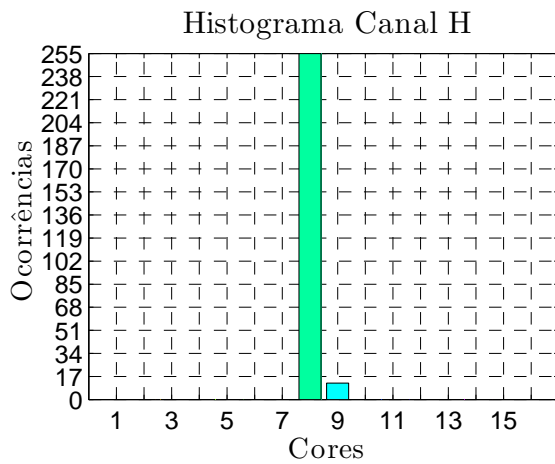


(e)

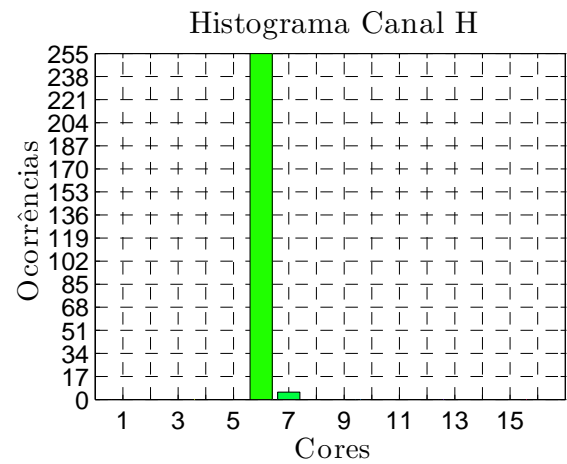


(f)

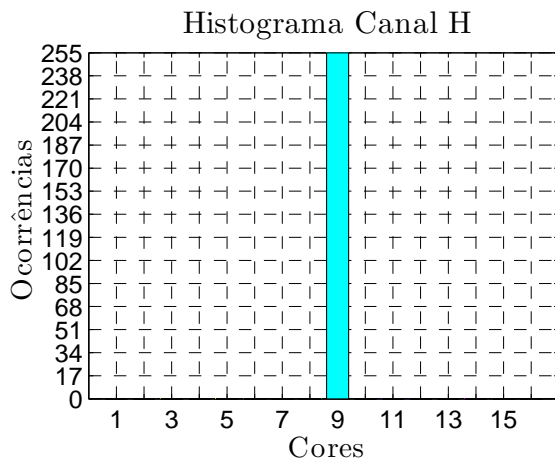
Figura 4.35: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V da Figura 4.33(a) e dos canais (b) H, (d) S e (f) V da Figura 4.33(b), todos relativos a marca inferior verde do padrão.



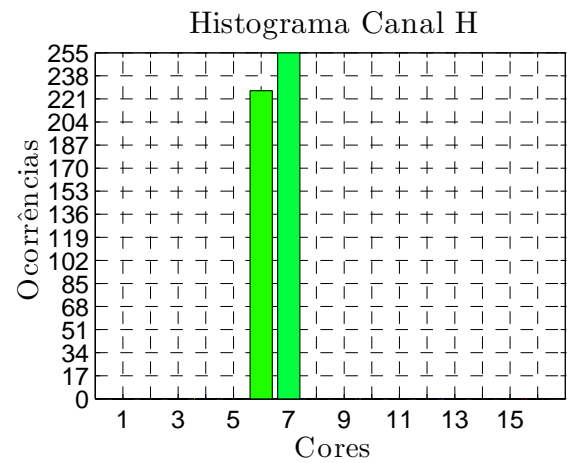
(a)



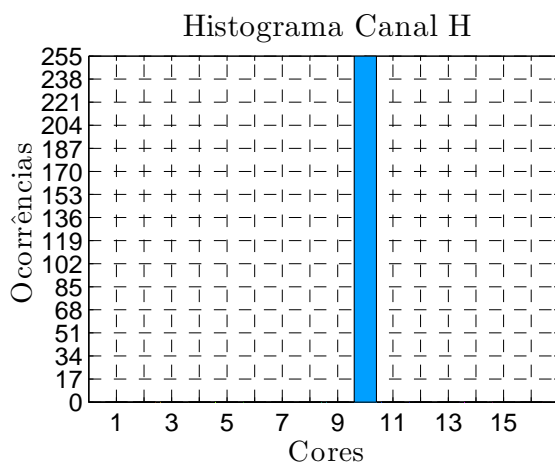
(b)



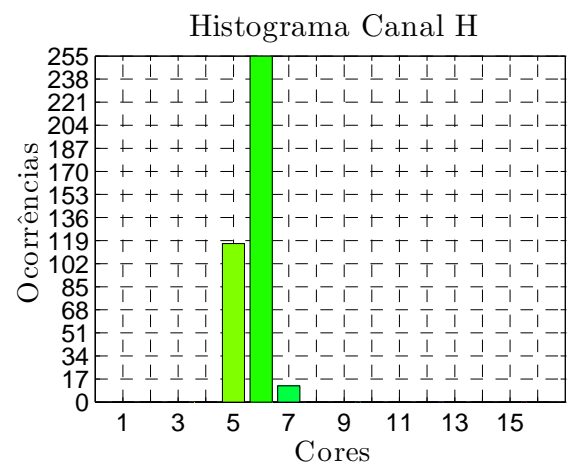
(c)



(d)

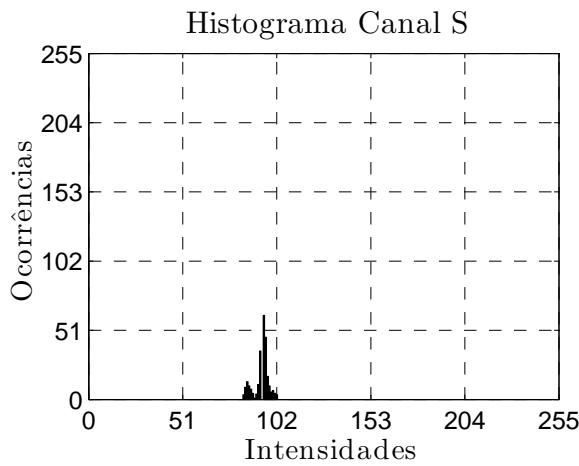


(e)

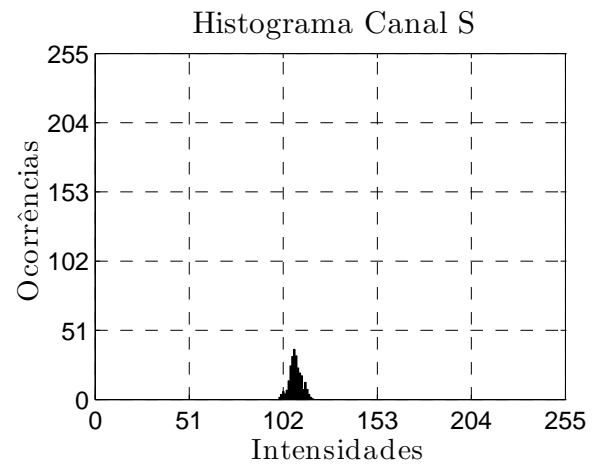


(f)

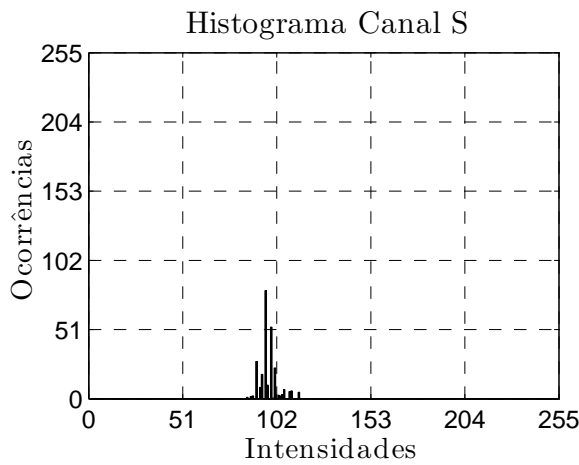
Figura 4.36: Histogramas do canal H das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).



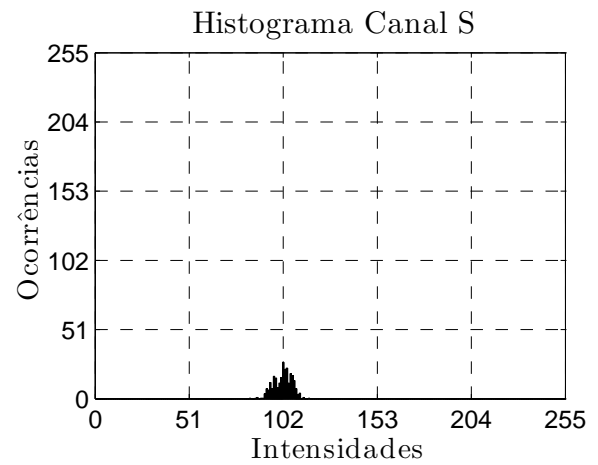
(a)



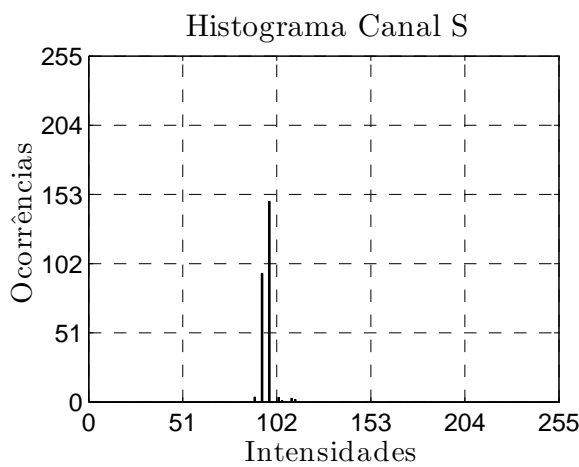
(b)



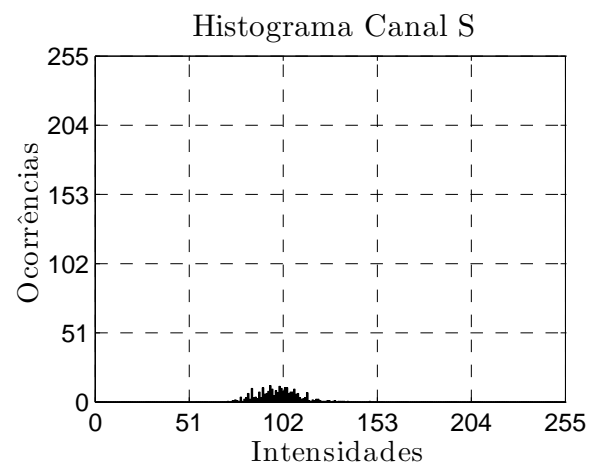
(c)



(d)

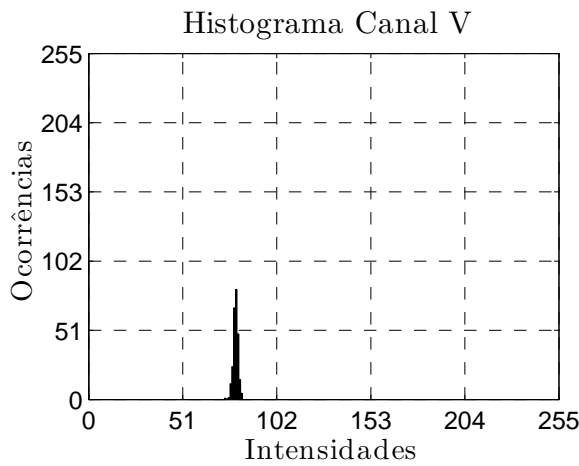


(e)

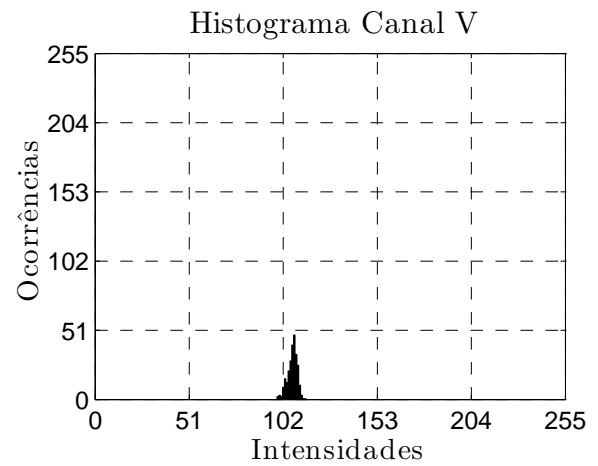


(f)

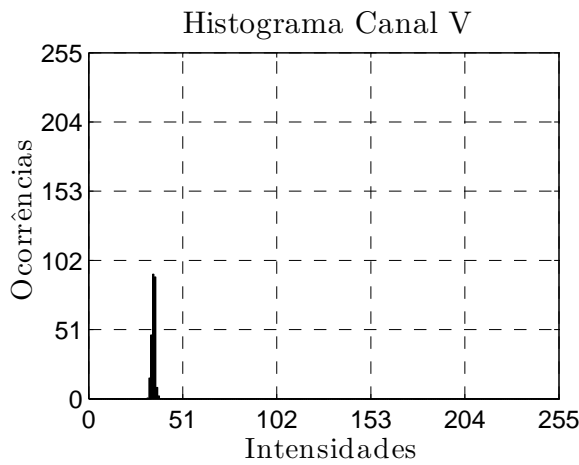
Figura 4.37: Histogramas do canal S das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).



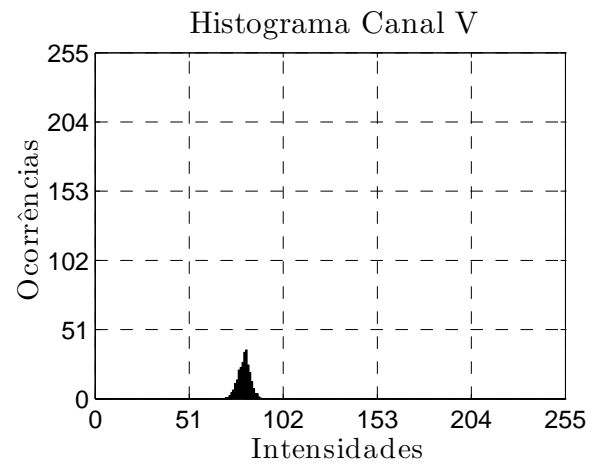
(a)



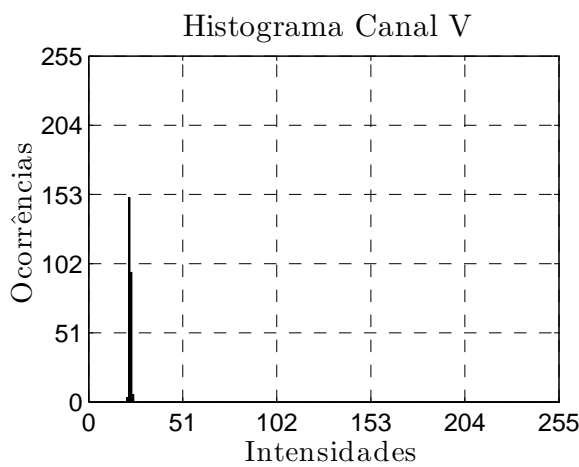
(b)



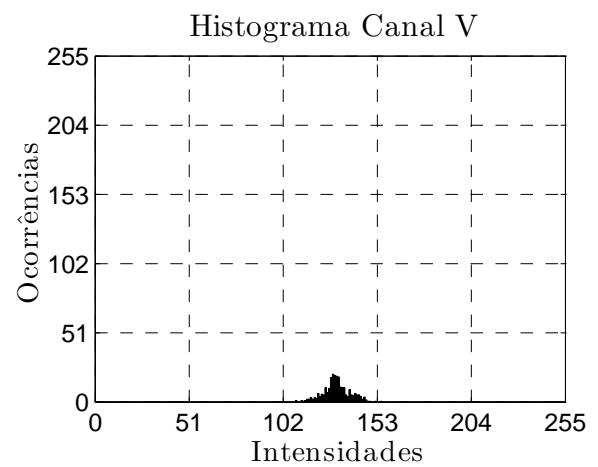
(c)



(d)



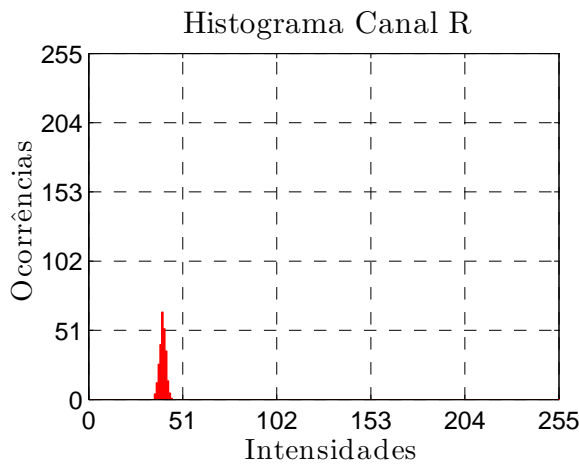
(e)



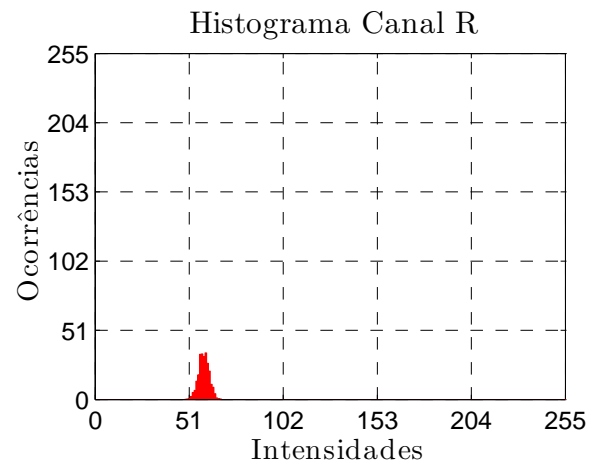
(f)

Figura 4.38: Histogramas do canal V das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).

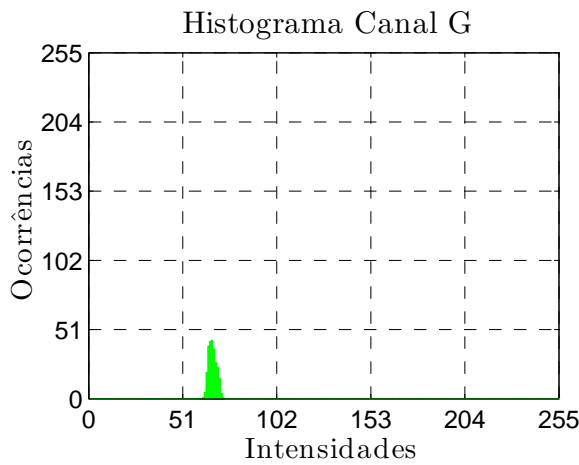




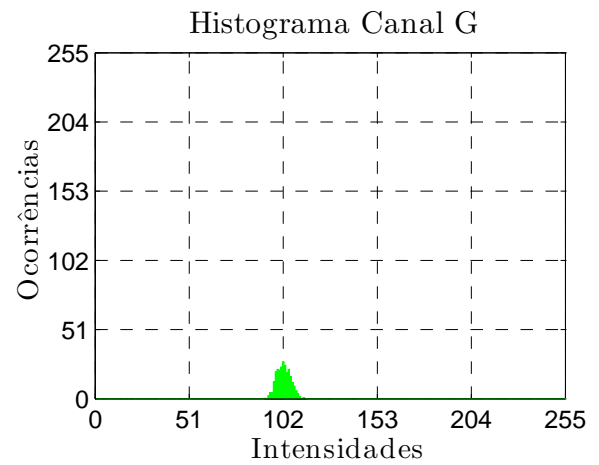
(a)



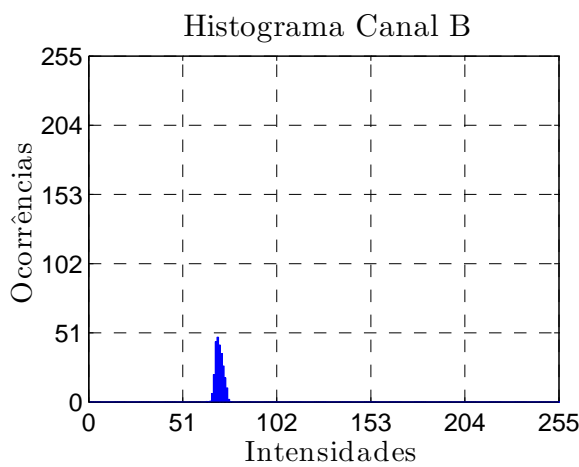
(b)



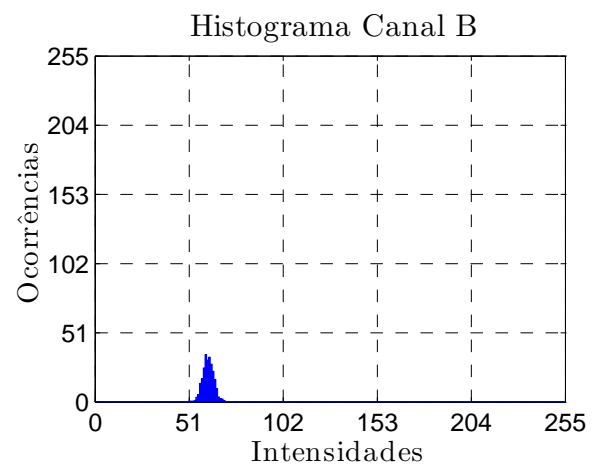
(c)



(d)

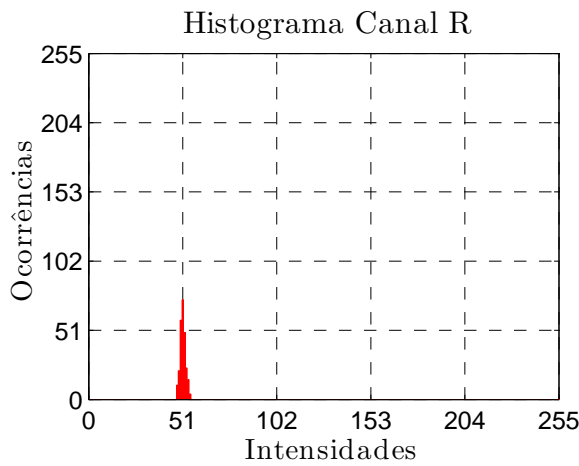


(e)

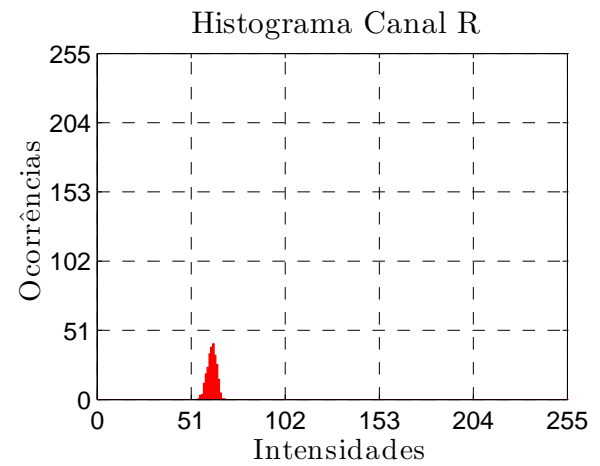


(f)

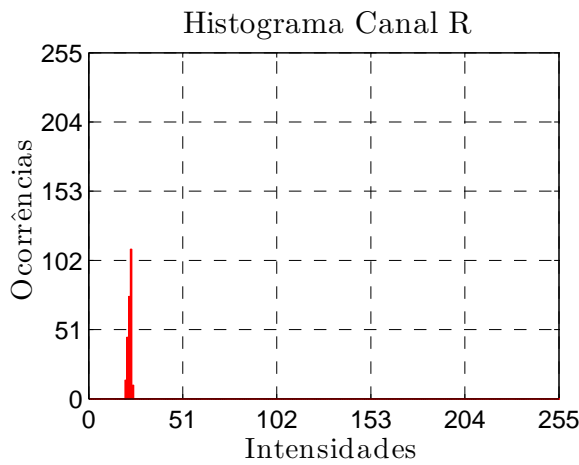
Figura 4.39: Histogramas dos canais (a) R, (c) G e (e) B da Figura 4.33(a) e dos canais (b) R, (d) G e (f) B da Figura 4.33(b), todos relativos a marca inferior verde do padrão.



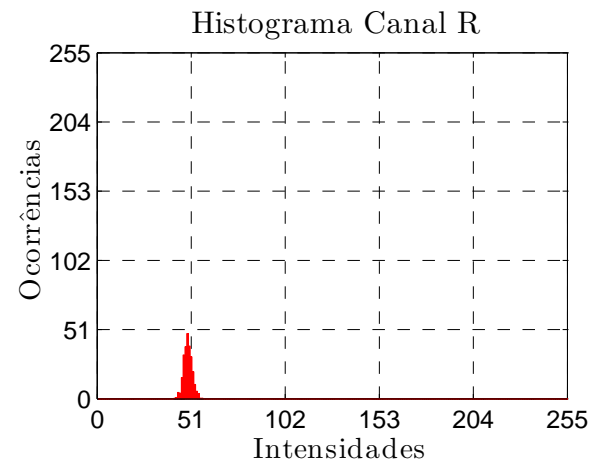
(a)



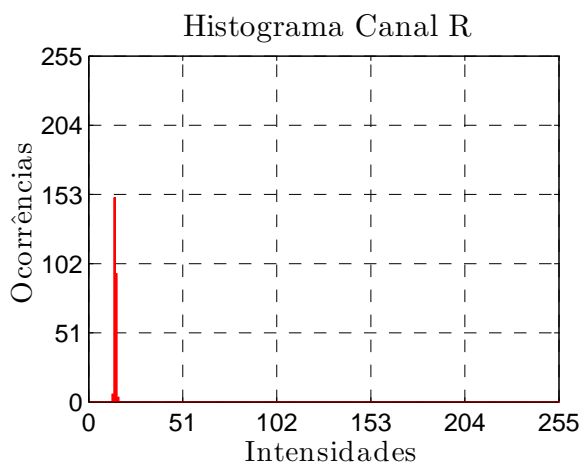
(b)



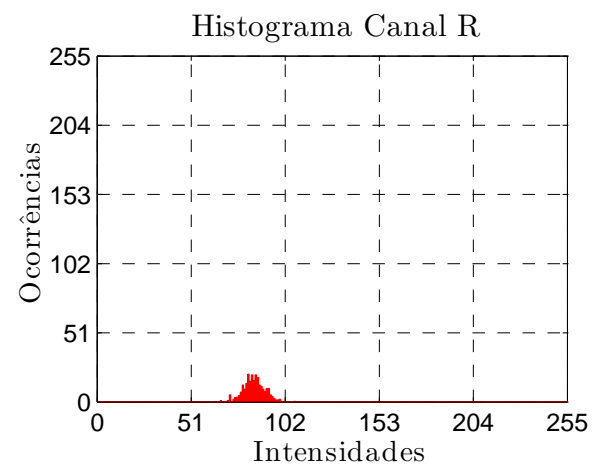
(c)



(d)

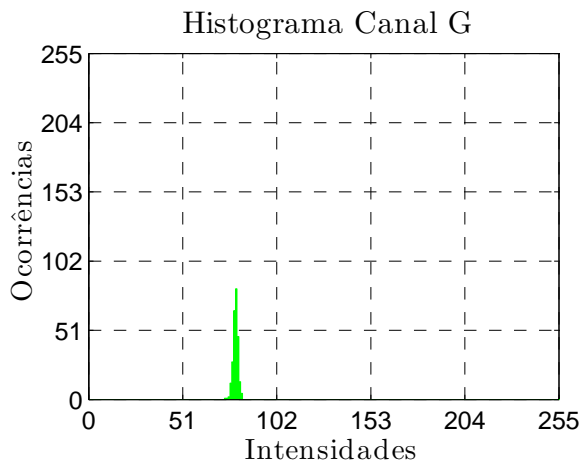


(e)

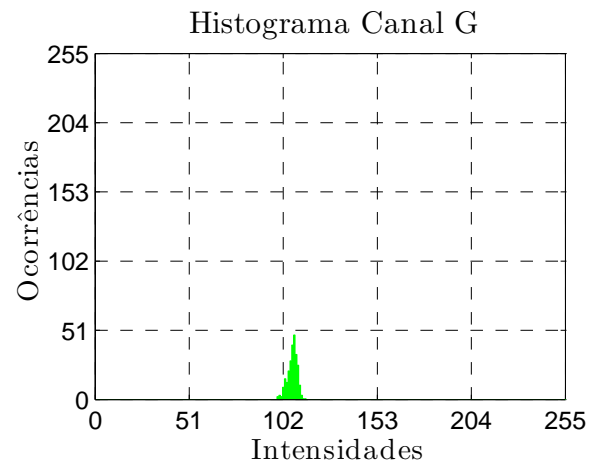


(f)

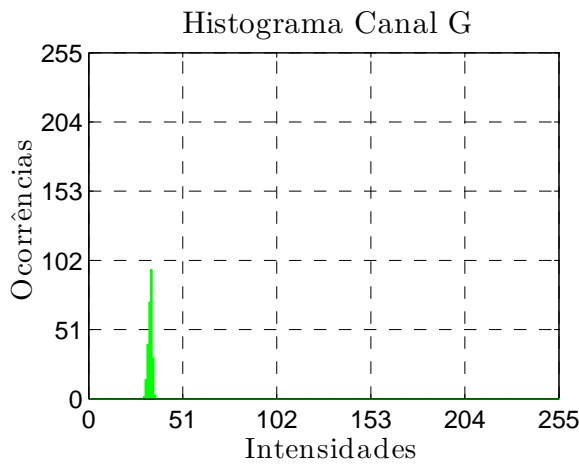
Figura 4.40: Histogramas do canal R das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).



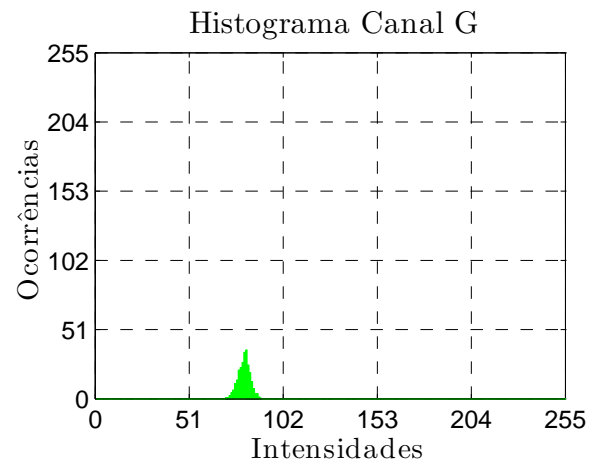
(a)



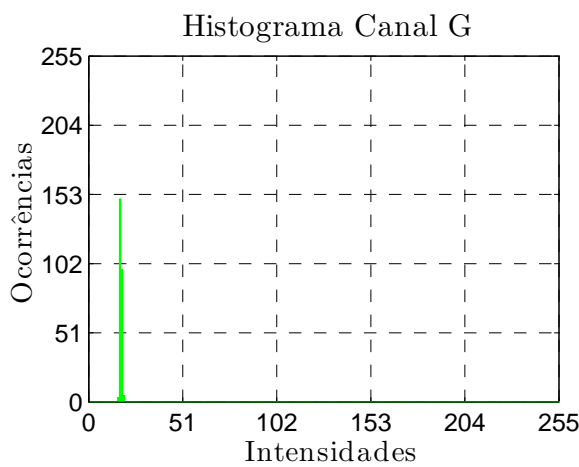
(b)



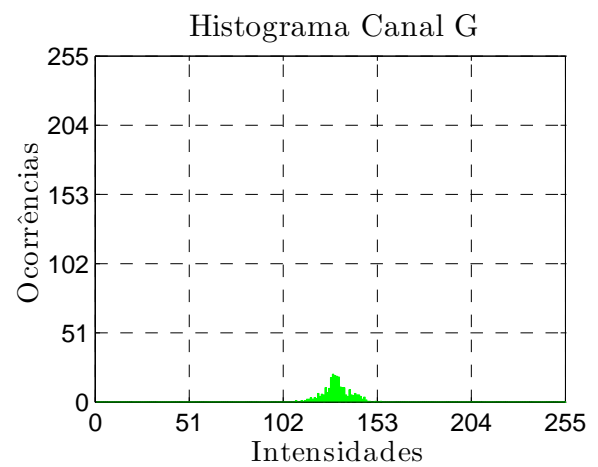
(c)



(d)

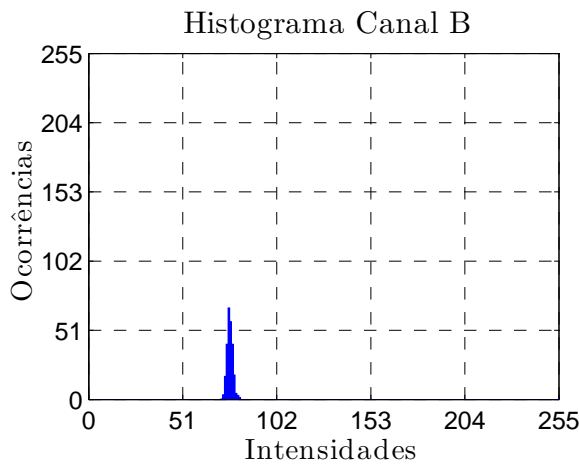


(e)

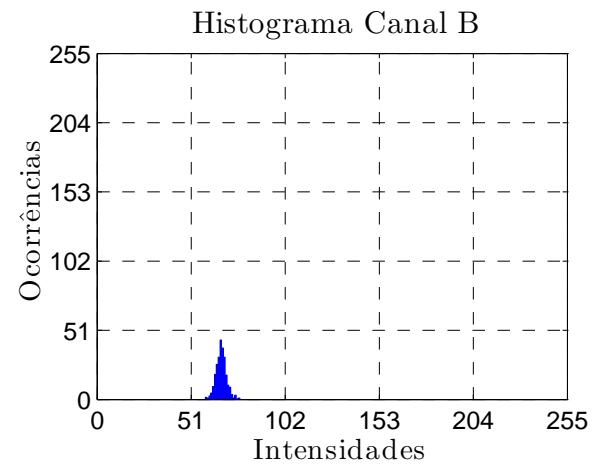


(f)

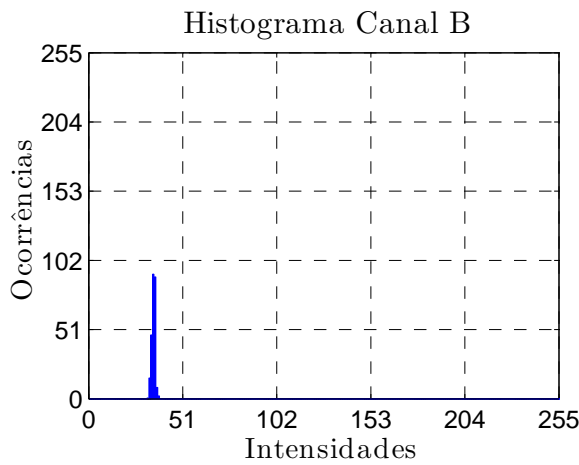
Figura 4.41: Histogramas do canal G das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).



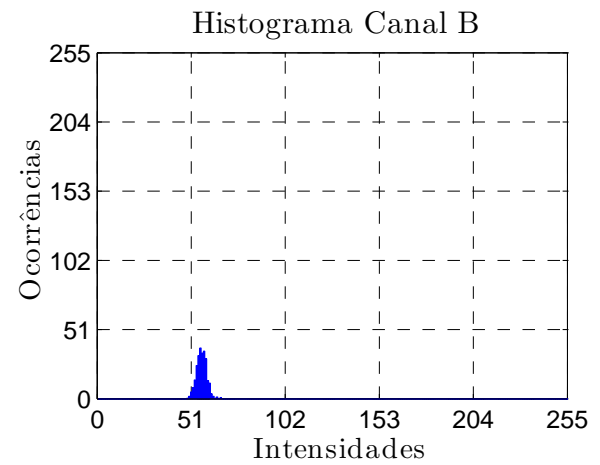
(a)



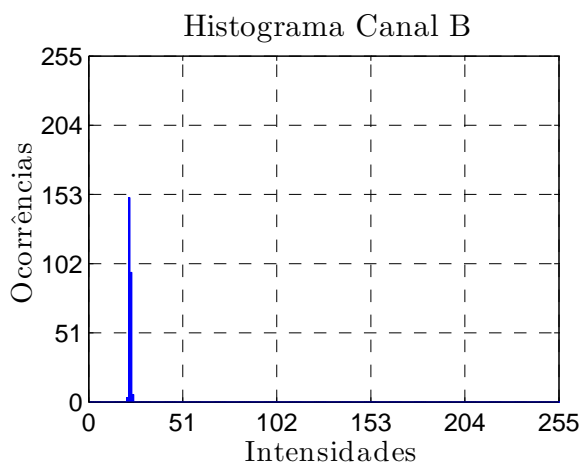
(b)



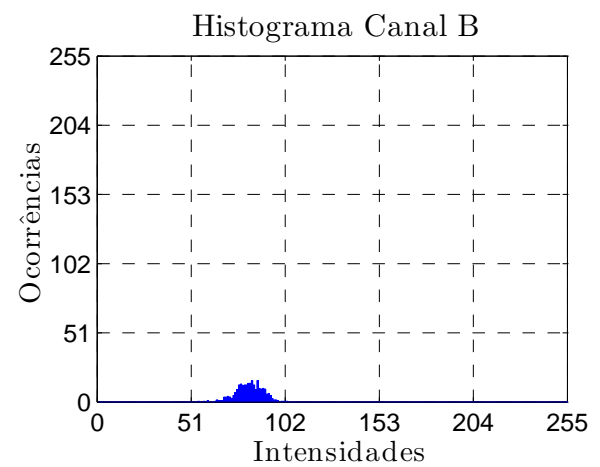
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 4.42: Histogramas do canal B das imagens da marca inferior verde (a) não corrigida e (b) corrigida, presentes na Figura 4.34(a), (c) não corrigida e (d) corrigida, presentes na Figura 4.34(b), e (e) não corrigida e (f) corrigida, presentes no padrão da Figura 4.34(c).

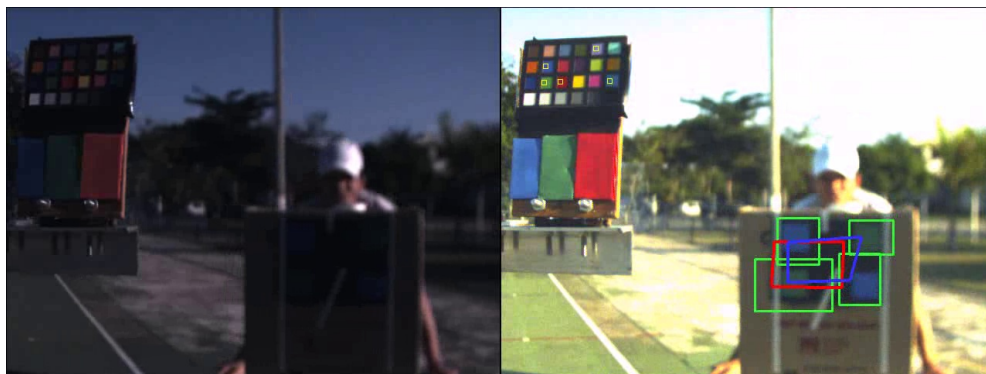
A Figura 4.43 apresenta duas situações em que o método de correção de cor pode apresentar problemas. O primeiro problema ocorre nas imagens da Figura 4.43(a), onde uma sombra cobre apenas uma das placas da GCRC utilizada para estimar a matriz de correção de cor, mais especificamente, a placa 18. Esse fato faz com que a correção estimada esteja errada, provocando a variação da cor das marcas coloridas corrigidas e, conseqüentemente, uma grande oscilação no *tracking* na imagem corrigida. A variação da cor da marca verde corrigida pode ser verificada comparando-se os histogramas das Figuras 4.44(b) e 4.35(b). Uma possível solução para esse problema é a utilização de algum algoritmo de remoção de sombras apresentado na literatura (FORSYTH; PONCE, 2003; FREDEMBACH; FINLAYSON, 2006).

A segunda situação onde o procedimento de constância de cor pode apresentar problemas é vista nas imagens da Figura 4.43(b). É possível observar uma mancha branca, no canto superior direito das imagens, resultado da saturação dos sensores da câmera provocada pela presença do sol. Observe, na imagem corrigida, que o *tracking* da marca superior verde é prejudicado devido à presença dessa mancha. Essa falha ocorre, pois a marca superior verde está sofrendo influência de uma iluminação diferente da que ilumina a GCRC. Desta forma, o histograma dessa marca colorida, na imagem corrigida, varia em relação ao histograma dessa mesma marca na imagem de referência corrigida, conforme pode ser verificado comparando-se os histogramas das Figuras 4.45(b) e 4.35(b). Além disso, a mancha branca possui componentes de cor verde, justificando a instabilidade e o aumento da janela do *tracking* da marca superior verde. Observe ainda, por meio das Figuras 4.45(f) e 4.35(f), que o histograma relativo ao canal V dessa marca sofre uma ligeira variação em relação a seu valor de referência, confirmando o erro de correção.

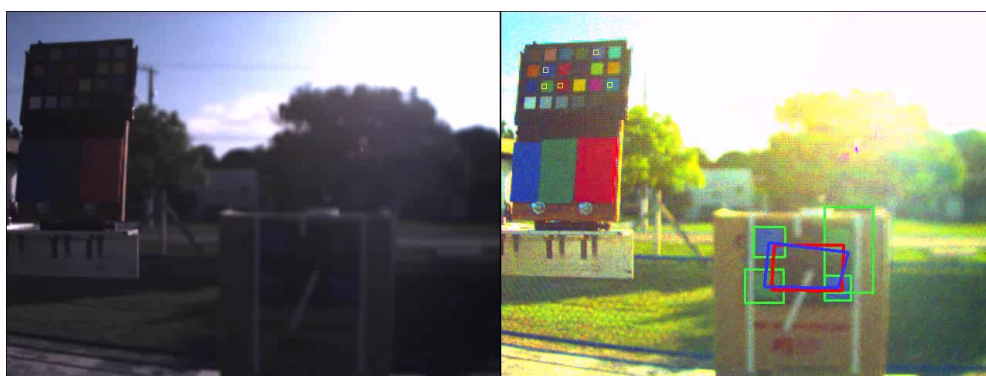
Na imagem corrigida da Figura 4.43(b), o *tracking* não falha para a marca inferior verde. Isso acontece pois a mancha branca não altera significativamente a informação de cor dessa marca. Comparando-se as Figuras 4.46(b) e 4.35(b), verifica-se que a marca inferior verde é classificada com um histograma H próximo de sua imagem de referência. Contudo, comparando-se as Figuras 4.46(f) e 4.35(f), percebe-se que o mesmo não pode ser dito sobre o histograma V, que apresenta uma ligeira variação em relação ao histograma da imagem de referência. Essa diferença é causada pela diferença de iluminação entre a GCRC e a marca verde inferior da imagem não corrigida da Figura 4.43(b). Sendo assim, a mancha branca insere um erro na correção da marca inferior verde da imagem corrigida da Figura 4.43(b), porém este erro não é suficiente para alterar a informação de cor presente no canal H. Repare ainda, por meio das Figuras 4.46(a) e 4.35(a), que a cor da marca inferior verde, presente nas imagens não corrigidas, varia consideravelmente devido ao efeito da iluminação.

É importante ressaltar que o problema apresentado na Figura 4.43(b) é comum também aos

seres humanos. Quando o ser humano olha diretamente para o sol, ele fica impedido de distinguir cores, devido ao brilho excessivo provocado pelo sol. Conforme comentado anteriormente, a saturação do sensor de luz é uma restrição física do problema, não um problema intrínseco ao método de correção de cor.

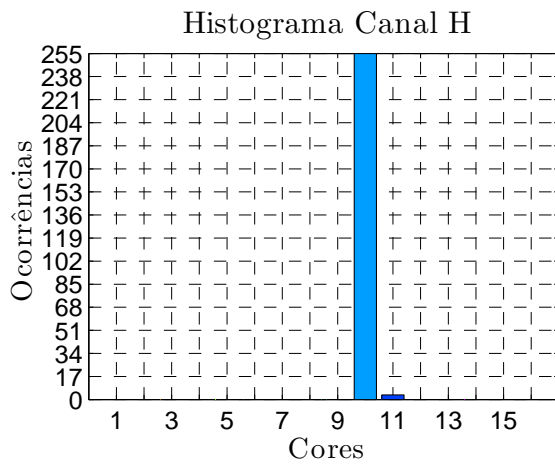


(a)

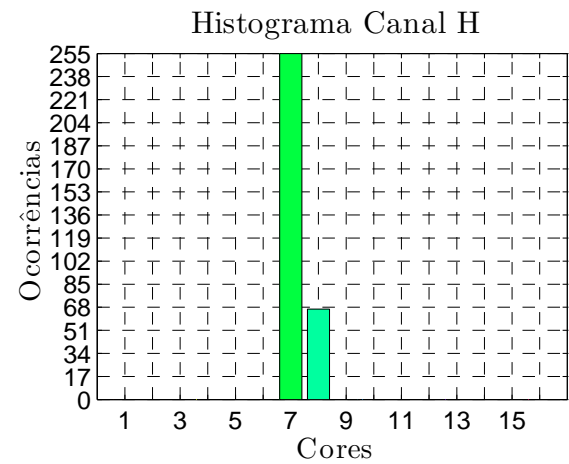


(b)

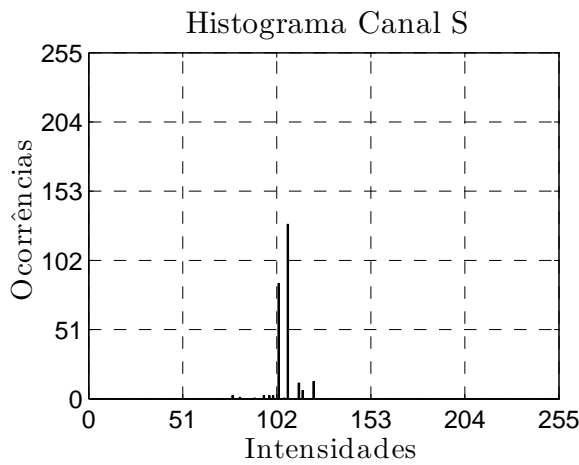
Figura 4.43: Imagens sob iluminações desconhecida (esquerda) e corrigida para iluminação CIE D65 (direita).



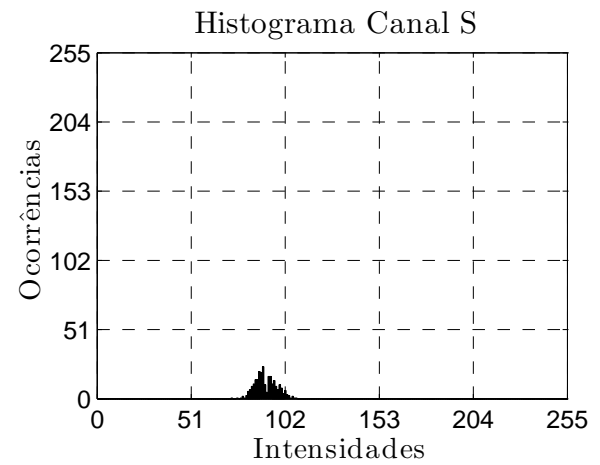
(a)



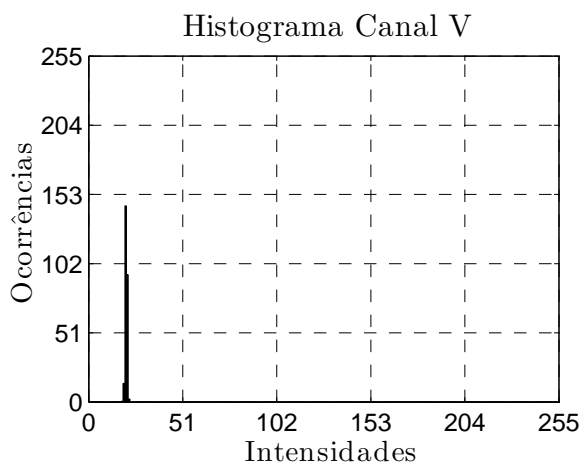
(b)



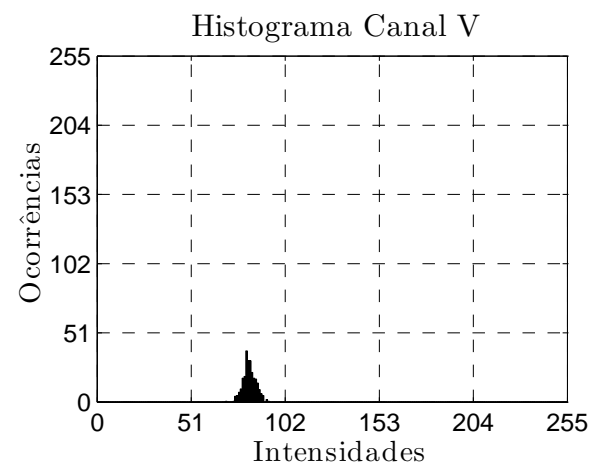
(c)



(d)

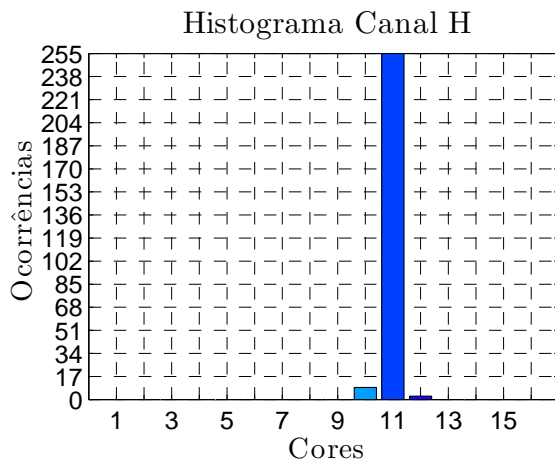


(e)

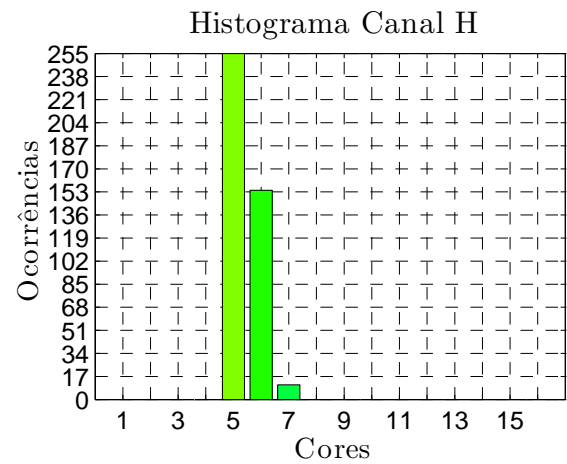


(f)

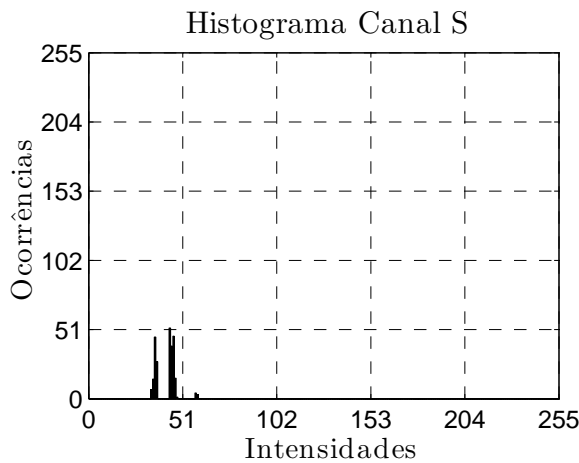
Figura 4.44: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V, relativos à marca superior verde da imagem não corrigida da Figura 4.43(a) e histogramas dos canais (b) H, (d) S e (f) V, relativos à marca superior verde da imagem corrigida da Figura 4.43(a).



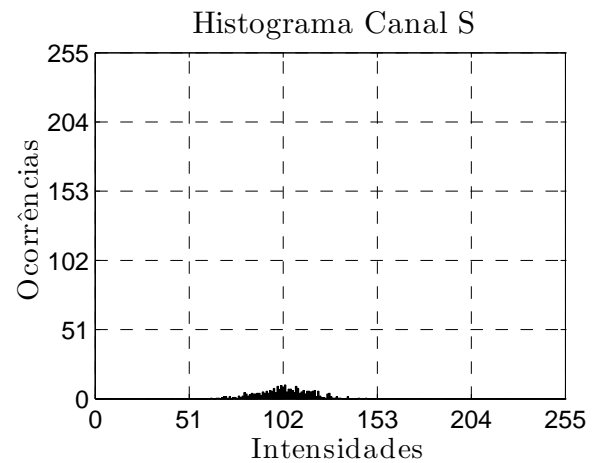
(a)



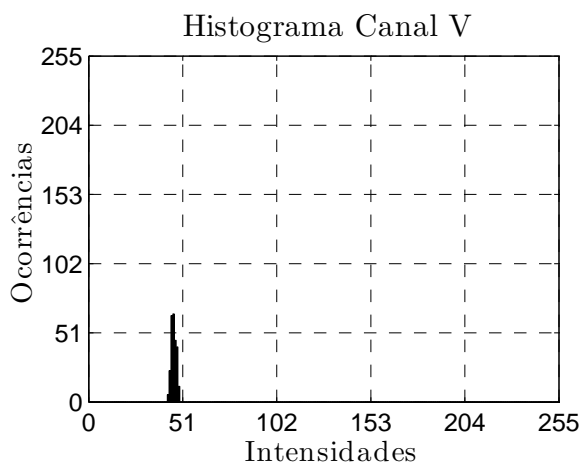
(b)



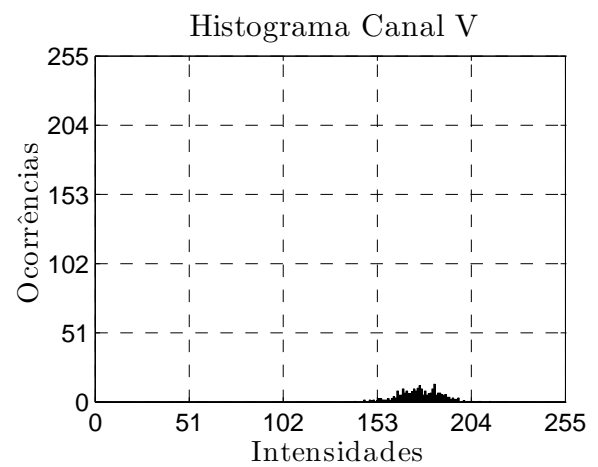
(c)



(d)



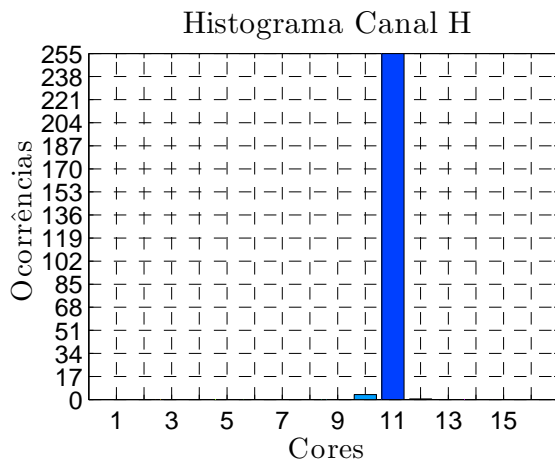
(e)



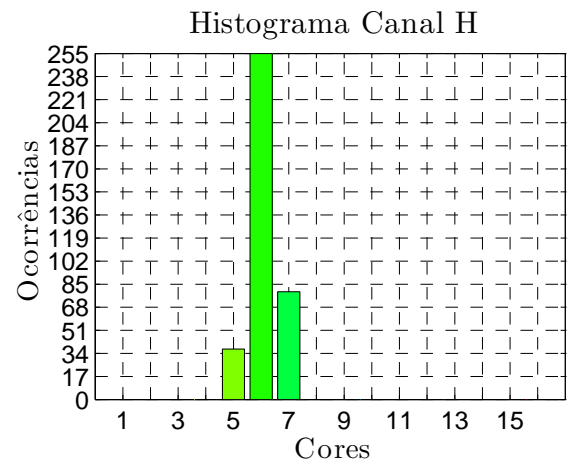
(f)

Figura 4.45: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V, relativos à marca superior verde da imagem não corrigida da Figura 4.43(b) e histogramas dos canais (b) H, (d) S e (f) V, relativos à marca superior verde da imagem corrigida da Figura 4.43(b).

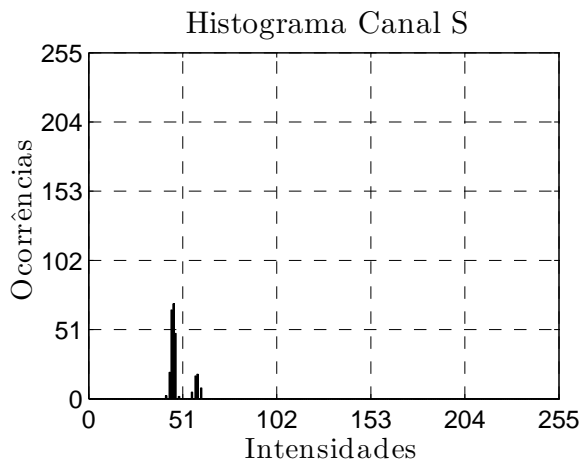




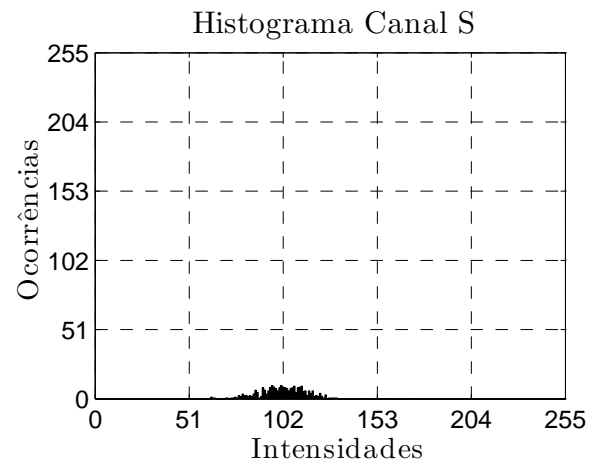
(a)



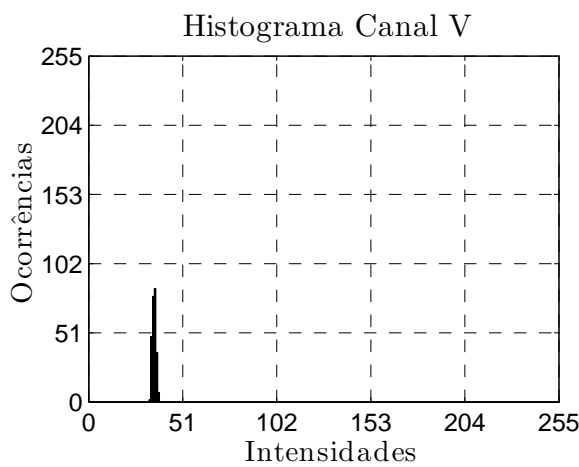
(b)



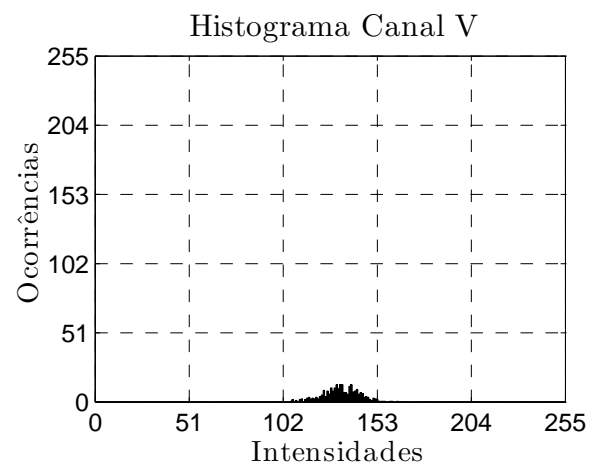
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 4.46: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V, relativos à marca inferior verde da imagem não corrigida da Figura 4.43(b) e histogramas dos canais (b) H, (d) S e (f) V, relativos à marca inferior verde da imagem corrigida da Figura 4.43(b).

### 4.3.3 Experimento 3

Esse experimento tem por objetivo reforçar a análise realizada no Experimento 3 do Capítulo 3. Naquele experimento, a saturação das cores das placas da GCRC resultava em erros de estimação das matrizes de correção de cor, aumentando assim os erros de correção de cor.

A Figura 4.47 exhibe as imagens não corrigidas e corrigidas em um instante da execução do presente experimento. Repare que o *tracking* das marcas coloridas verdes falha. Isso acontece, pois as cores das placas da GCRC saturam, prejudicando o processo de estimação da matriz de correção de cor. Logo, as cores da cena são corrigidas erroneamente, provocando a falha do *tracking*. É fácil perceber, visualmente, a saturação das placas da GCRC na imagem não corrigida. A explicação para essa saturação está relacionada com o tema discutido na Seção 3.3.3. O ajuste da exposição digital da câmera não foi suficiente para garantir que as cores das imagens não saturassem. Dessa forma, para a realização dos demais experimentos deste capítulo, foi necessário o ajuste manual da exposição, por meio da diminuição da abertura da lente da câmera. Vale lembrar que esse ajuste é realizado apenas no início do experimento e todos os parâmetros da câmera são mantidos constantes ao longo do restante do experimento. Em aplicações que utilizem sistemas de visão, deve-se garantir sempre que as cores das imagens não estejam saturadas.

A Figura 4.48 exhibe os histogramas H, S e V da marca superior verde das imagens não corrigida e corrigida da Figura 4.47. Os histogramas da marca superior verde, necessários para realização do *tracking* nas imagens não corrigida e corrigida, foram extraídos das imagens de referência presentes na Figura 4.33 do Experimento 2 deste capítulo. Logo, comparando-se os histogramas da Figura 4.48 com os histogramas da Figura 4.35, relativos à marca superior verde das imagens da Figura 4.33, percebe-se que a saturação das placas da GCRC influenciou na informação de cor da marca verde presente na imagem corrigida da Figura 4.47.

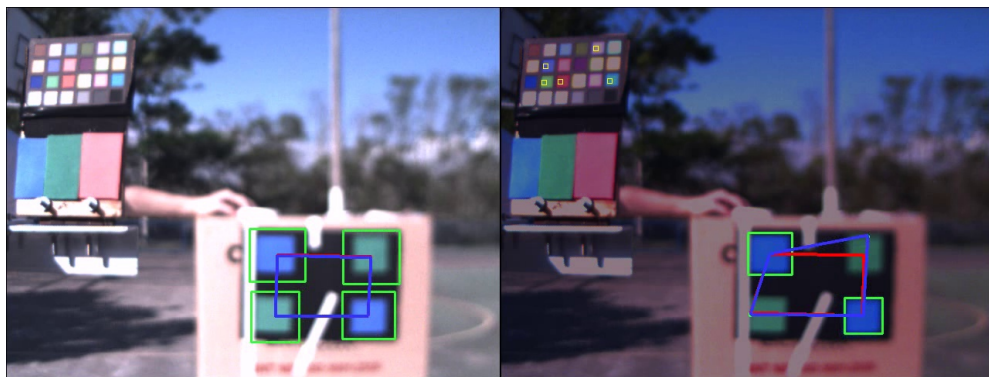
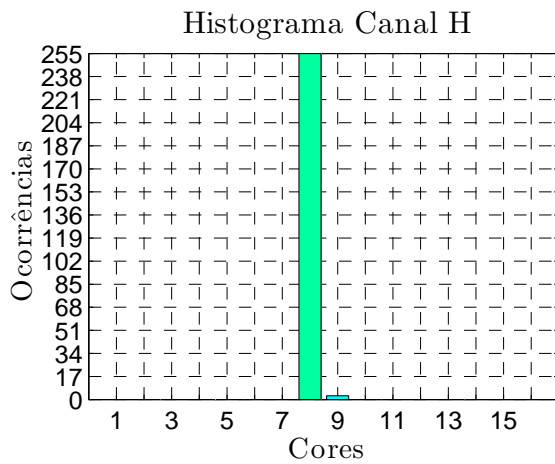
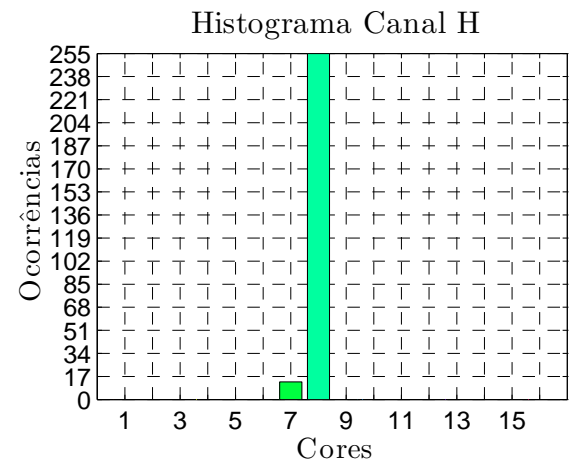


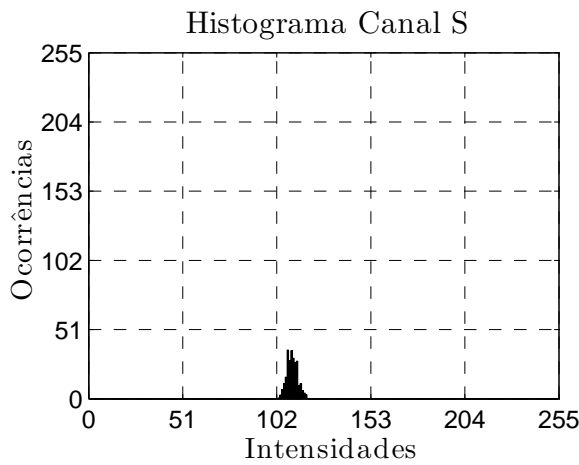
Figura 4.47: Imagens sob iluminações desconhecida (esquerda) e (b) corrigida para iluminação CIE D65 (direita).



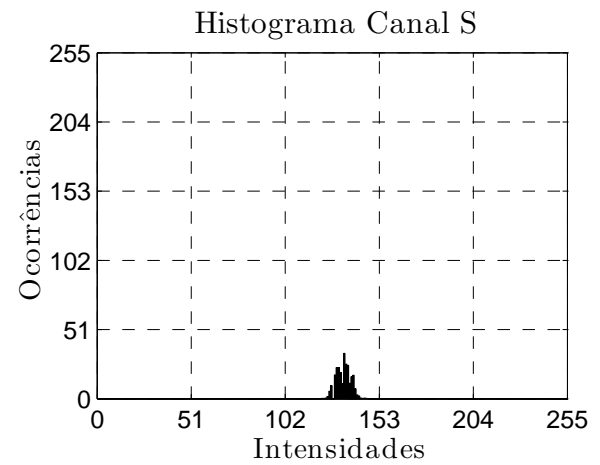
(a)



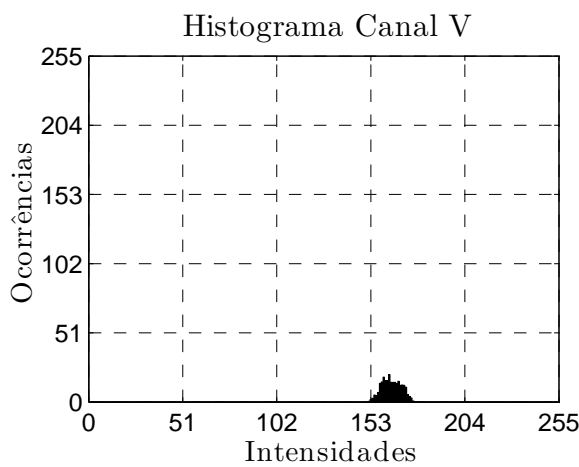
(b)



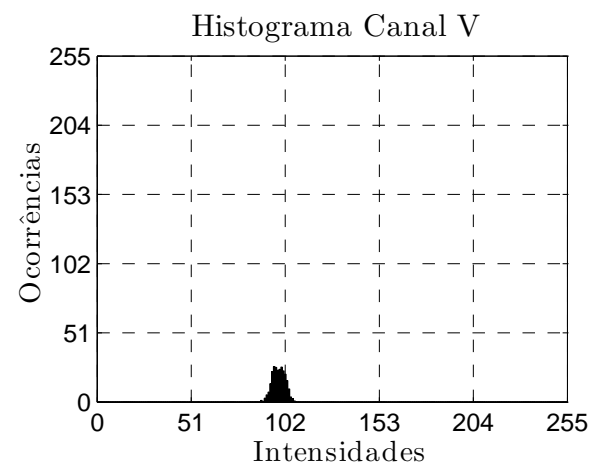
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 4.48: Histogramas dos canais (a) H, (c) S e (e) V, relativos à marca superior verde da imagem não corrigida da Figura 4.47 e histogramas dos canais (b) H, (d) S e (f) V, relativos à marca superior verde da imagem corrigida da Figura 4.47.

Para a realização da correção de cor, neste experimento, foram utilizados como pontos conhecidos na cena as placas 5, 8, 14, 15 e 18 da GCRC. A Figura 4.49 exibe a variação das coordenadas das cores das placas representadas no espaço RGB. Repare como as coordenadas R, G e B da placa 5 estão totalmente saturadas. O mesmo ocorre com os canais B, R e B das placas 8, 15 e 18, respectivamente.

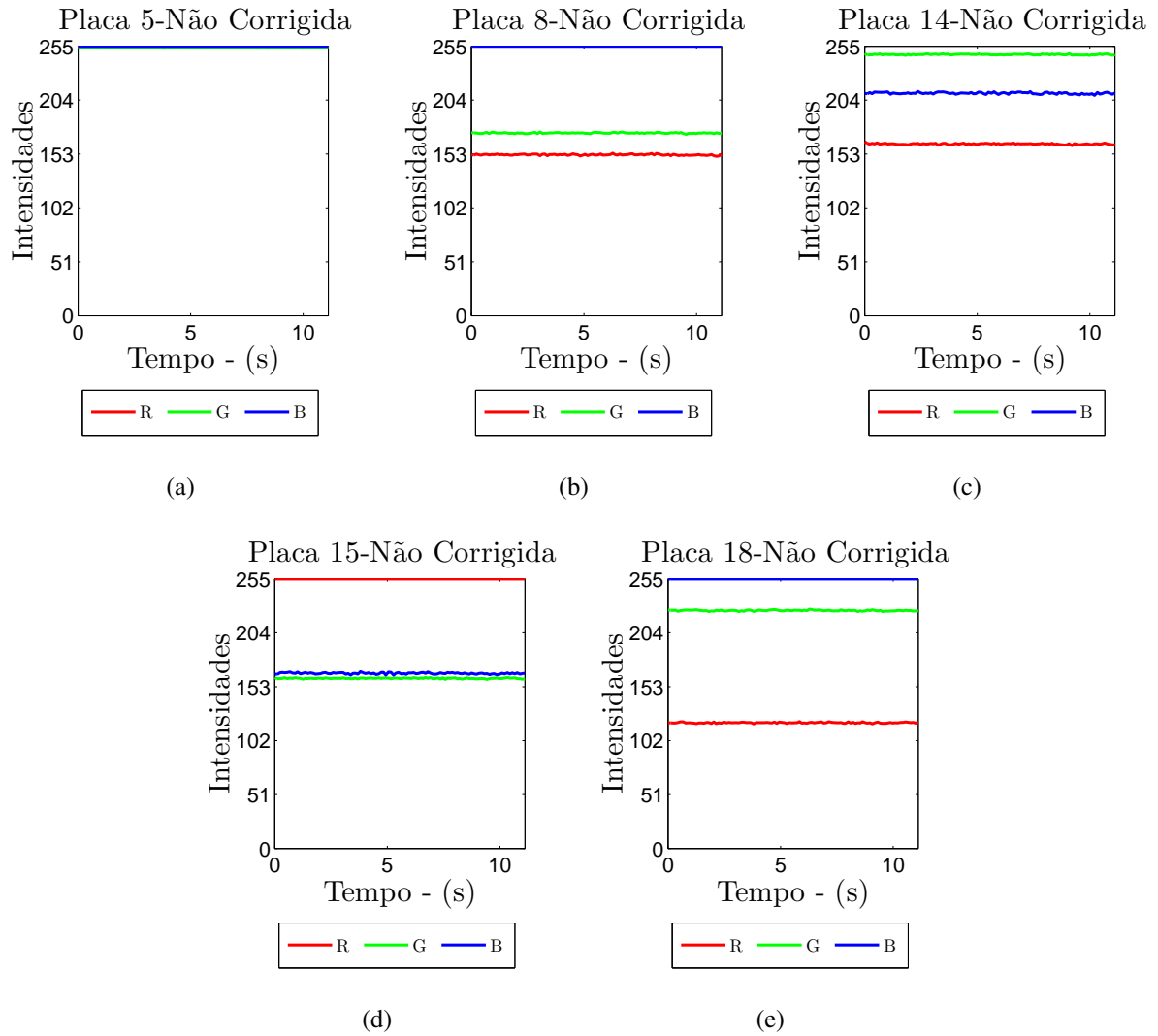


Figura 4.49: Coordenadas RGB não corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

A Figura 4.50 apresenta as coordenadas RGB corrigidas das placas da GCRC. Observe que a qualidade da correção de cor, neste experimento, é inferior a encontrada no Experimento 1 deste capítulo. Novamente, esse aumento do erro está relacionado com a saturação das placas utilizadas para estimar a matriz de correção de cor. Portanto, o ajuste correto da abertura da lente e da exposição digital da câmera é fundamental para o bom funcionamento do procedimento de correção de cor estudado neste trabalho.

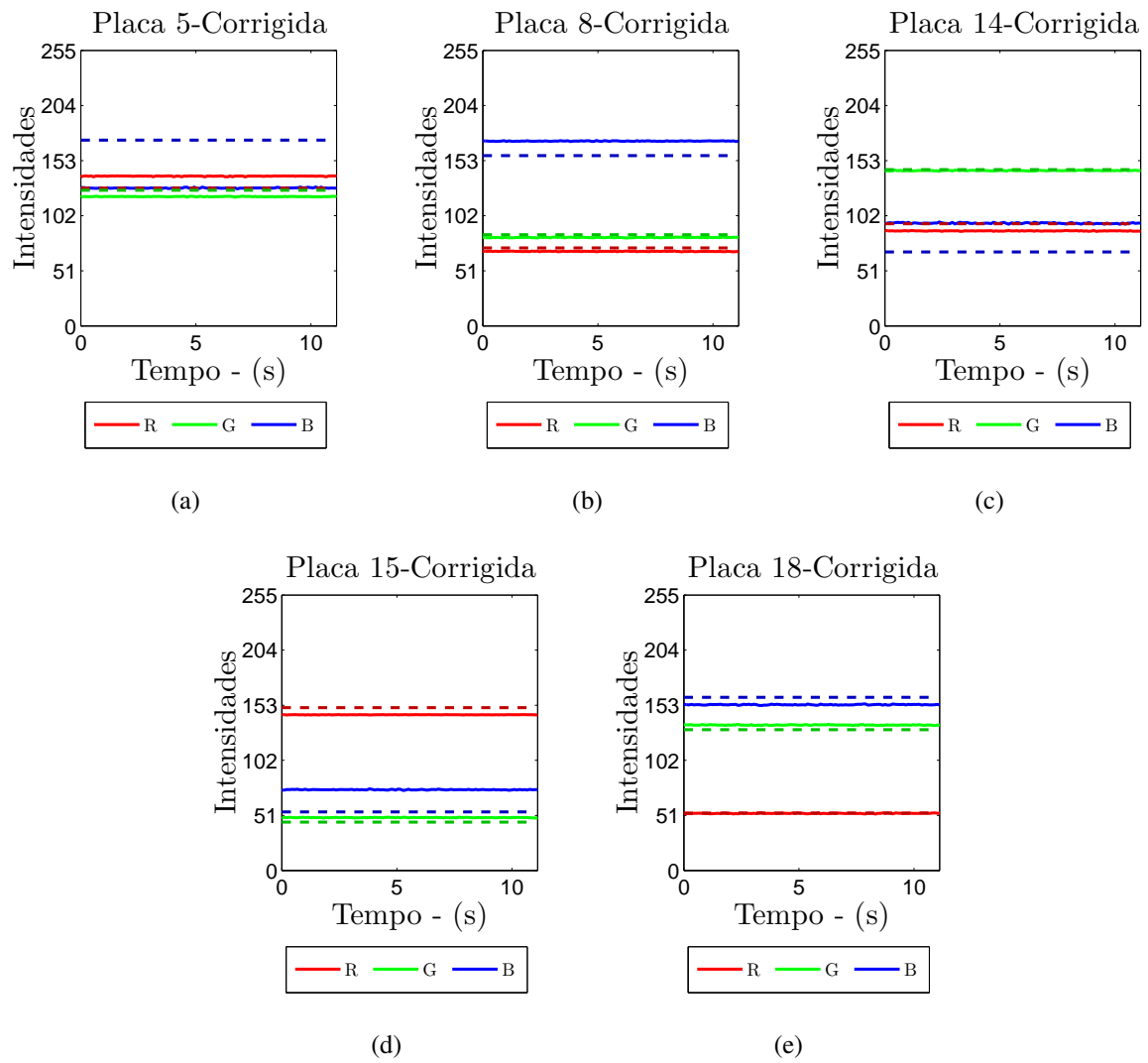


Figura 4.50: Coordenadas RGB corrigidas das placas utilizadas para estimar a matriz de transformação.

### 4.3.4 Experimento 4

Este experimento tem por objetivo comparar características de imagens de um ambiente externo, submetido a variação da luz ao longo do decorrer de um dia ensolarado. Essas características, extraídas da informação de cor das imagens, serão comparadas antes e depois da aplicação do método de correção de cor. O objetivo é apenas discutir a possibilidade da utilização da correção de cor, de forma a viabilizar que essas e outras características relacionadas a cor possam ser utilizadas em processos de classificação e reconhecimento de ambientes. Obviamente que a cor não deve ser considerada a única fonte de informação em um processo de classificação, contudo, a ausência do fenômeno da constância de cor nos sistemas de visão artificial faz com que ela, muitas vezes, seja sequer considerada. Em tarefas de localização de robôs, a correta classificação do ambiente é fundamental para o sucesso da atividade. Nesse sentido, a utilização de características relacionadas a cor pode contribuir de maneira a aumentar a certeza no processo de identificação de um ambiente.

A Figura 4.51 apresenta uma sequência de imagens de um ambiente exposto a iluminação do sol. À medida que se alcança o entardecer do dia, a iluminação da cena varia, fazendo com que a informação da cor capturada pela câmera também varie. As imagens das Figuras 4.51(d), 4.51(e) e 4.51(f) são as versões corrigidas das Figuras 4.51(a), 4.51(b) e 4.51(c), respectivamente. Repare que as cores entre as imagens corrigidas são aproximadamente mais constantes quando comparadas às das imagens não corrigidas. Desta forma, espera-se que seja mais propício, em um classificador de ambientes, a utilização das versões corrigidas das imagens.

Vale a pena ressaltar a presença de padrões de moiré<sup>2</sup> gerados pelos tijolos da parede vermelha. Esses padrões não são consequências do procedimento de correção de cor, pois já existem nas versões não corrigidas das imagens. É importante comentar que a GCRC foi recortada da imagem analisada, contudo, ela foi utilizada no processo de correção de cor da mesma maneira que nos experimentos anteriores.

A profundidade de cor de uma imagem pode ser um dos parâmetros utilizados no processo de classificação de ambientes. A profundidade de cor de uma imagem pode ser entendida como a quantidade de cores que essa imagem possui. Apenas cores com ocorrência acima de 3% da cor de maior ocorrência são consideradas.

---

<sup>2</sup>Moiré é um padrão de interferência criado, por exemplo, quando duas grades apresentam movimento relativo entre si em referência a um observador

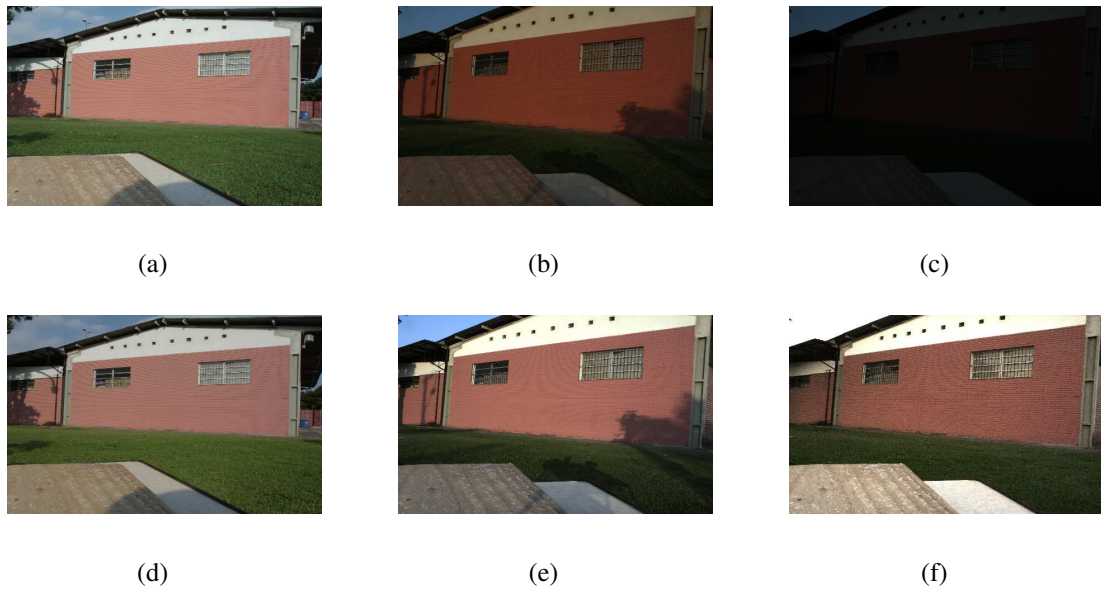


Figura 4.51: Imagens (a), (b) e (c) capturadas sob efeito de iluminação desconhecida e (d), (e) e (f) convertidas para a iluminação canônica D65.

Para calcular a profundidade de cor, definiu-se uma cor como um intervalo entre duas cores diferentes. Cada canal do espaço de cores RGB foi dividido aproximadamente em 5 diferentes intervalos, gerando um número possível de 125 cores diferentes. As profundidades das cores das imagens da Figura 4.51 são exibidas na Tabela 4.1. Note que as imagens não corrigidas apresentam profundidades de cor consideravelmente diferentes, enquanto as imagens corrigidas apresentam profundidades de cor relativamente próximas. A imagem corrigida da Figura 4.51(f) apresenta profundidade de cor mais distante dos valores das demais imagens corrigidas. Isso pode ser explicado analisando-se a imagem da Figura 4.51(c), que possui uma iluminação de baixa intensidade. Conforme discutido anteriormente, neste caso, os erros de correção tornam-se acentuados, gerando ruídos de diferentes cores na imagem corrigida.

Figura	4.51(a)	4.51(b)	4.51(c)	4.51(d)	4.51(e)	4.51(f)
Profundidade de cor	18	8	1	16	18	22

Tabela 4.1: Profundidade de cor das imagens da Figura 4.51.

As Figuras 4.52, 4.53 e 4.54 apresentam os histogramas dos canais R, G e B, respectivamente, das imagens presentes na Figura 4.51. Esses histogramas foram normalizados pelo número de píxeis da imagem e, em seguida, representados em um intervalo de ocorrência [0,255]. Repare, contudo, que, para uma melhor visualização, os gráficos dos histogramas exibem apenas uma parte desse intervalo de ocorrências. Histogramas também podem possuir algum peso no processo de classificação de ambientes. Não se espera que os histogramas relativos às imagens corrigidas sejam idênticos, principalmente devido ao fato de existirem na imagem ele-

mentos que não são corrigidos devidamente, como o céu e superfícies que sofrem influência de iluminação diferente da placa utilizada para estimar a matriz de correção de cor. Contudo, espera-se que os histogramas corrigidos possuam características semelhantes, como, por exemplo, número de picos e vales significantes e extensão de intensidades abrangidas por canal. Repare como os histogramas das imagens corrigidas possuem comportamentos mais coerentes, enquanto os histogramas das imagens não corrigidas tendem a se aproximar da intensidade zero, à medida que a iluminação do sol diminui na cena. A diferença entre os histogramas não corrigidos seria ainda mais diferente caso a cor da iluminação variasse significativamente.

Repare que os histogramas relativos à imagem corrigida da Figura 4.51(f) apresentam uma diferença mais acentuada em relação aos histogramas das demais imagens corrigidas. Contudo, considerando-se a qualidade da imagem da Figura 4.51(c) e seus respectivos histogramas, pode-se considerar os histogramas obtidos para a imagem da Figura 4.51(f) satisfatórios.

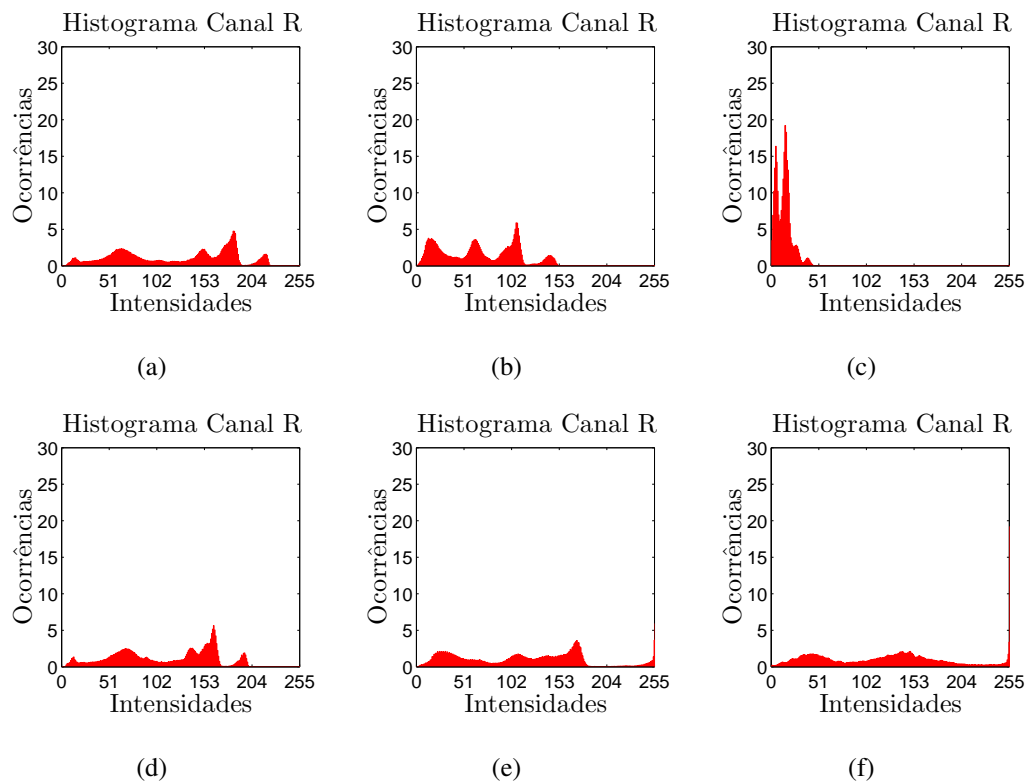


Figura 4.52: Histogramas relativos ao canal R das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51.



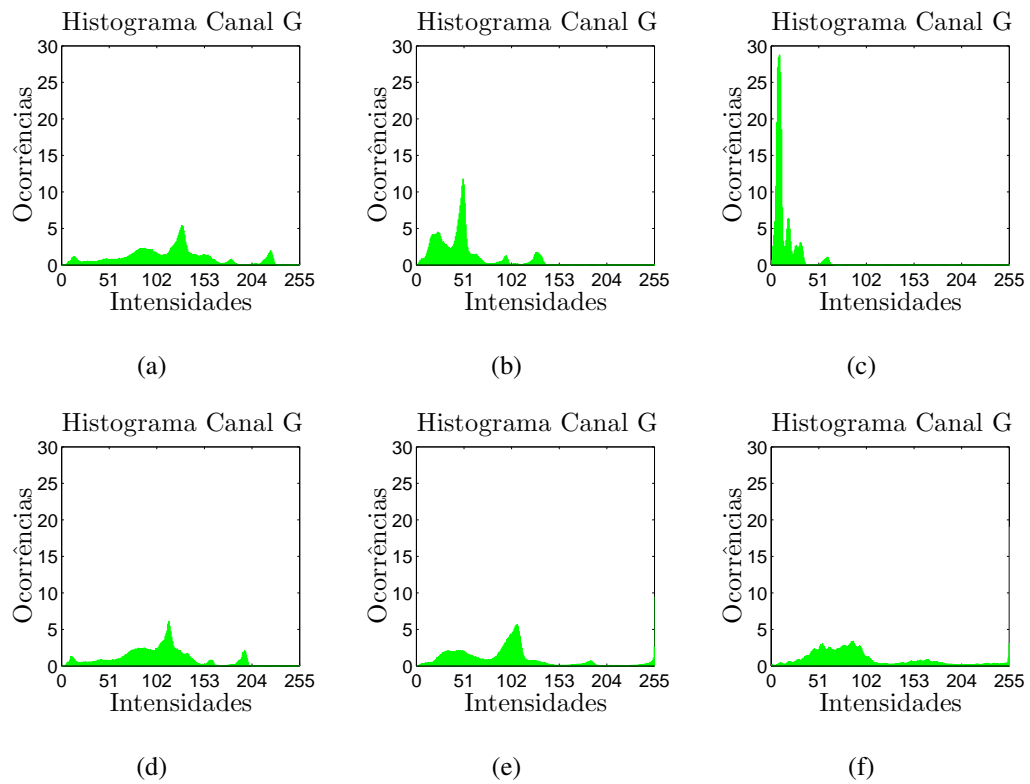


Figura 4.53: Histogramas relativos ao canal G das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51.

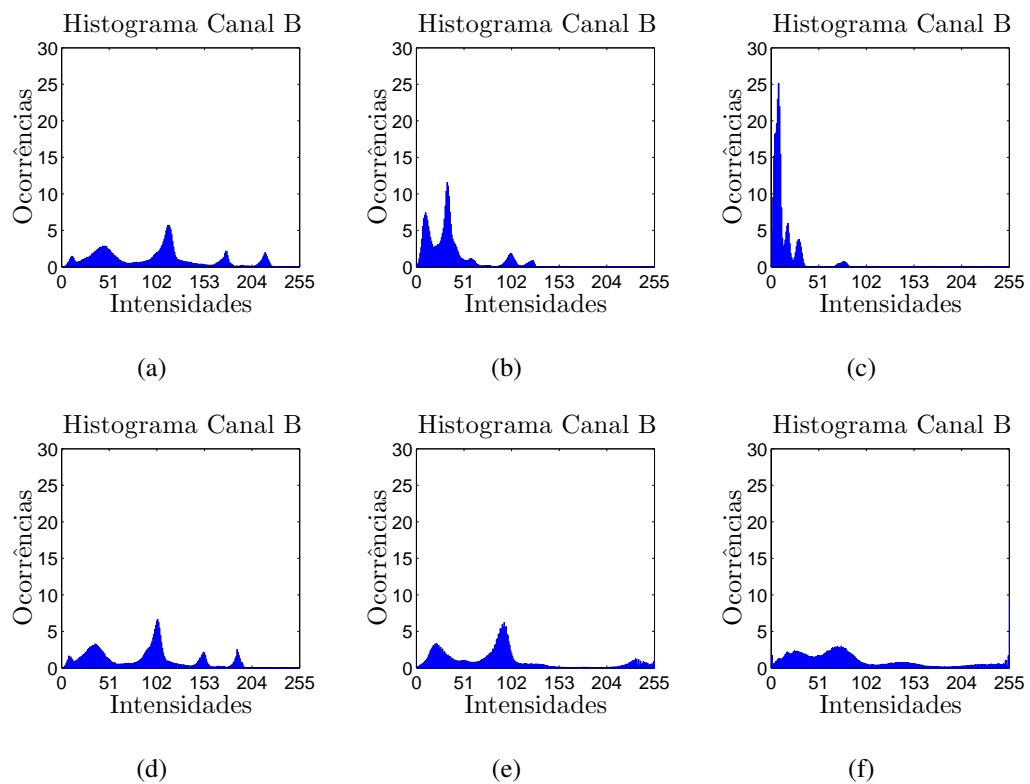


Figura 4.54: Histogramas relativos ao canal B das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51.

Uma outra análise interessante é a dos histogramas obtidos no espaço de cores HSV. Os histogramas dos canais H, S e V, relativos às imagens presentes na Figura 4.51, são exibidos nas imagens das Figuras 4.55, 4.56 e 4.57, respectivamente. Note uma maior diferença entre os histogramas das imagens não corrigidas, principalmente os histogramas relativos à imagem da Figura 4.51(c). Conforme esperado, os histogramas relativos às imagens corrigidas possuem um comportamento mais harmônico que os das imagens não corrigidas.

Comparando-se os histogramas presentes nas Figuras 4.55(c) e 4.55(f), 4.56(c) e 4.56(f) e 4.57(c) e 4.57(f), percebe-se que as informações de cor, saturação e valor, espalhadas ao longo de uma extensa faixa de valores nas Figuras 4.55(c), 4.56(c) e 4.57(c), são corrigidas para valores próximos aos das demais imagens corrigidas nas Figuras 4.55(f), 4.56(f) e 4.57(f). Sendo assim, certamente, seria muito mais provável classificar as imagens da Figura 4.51 como sendo de um mesmo ambiente, de posse das informações extraídas das cores das imagens corrigidas.

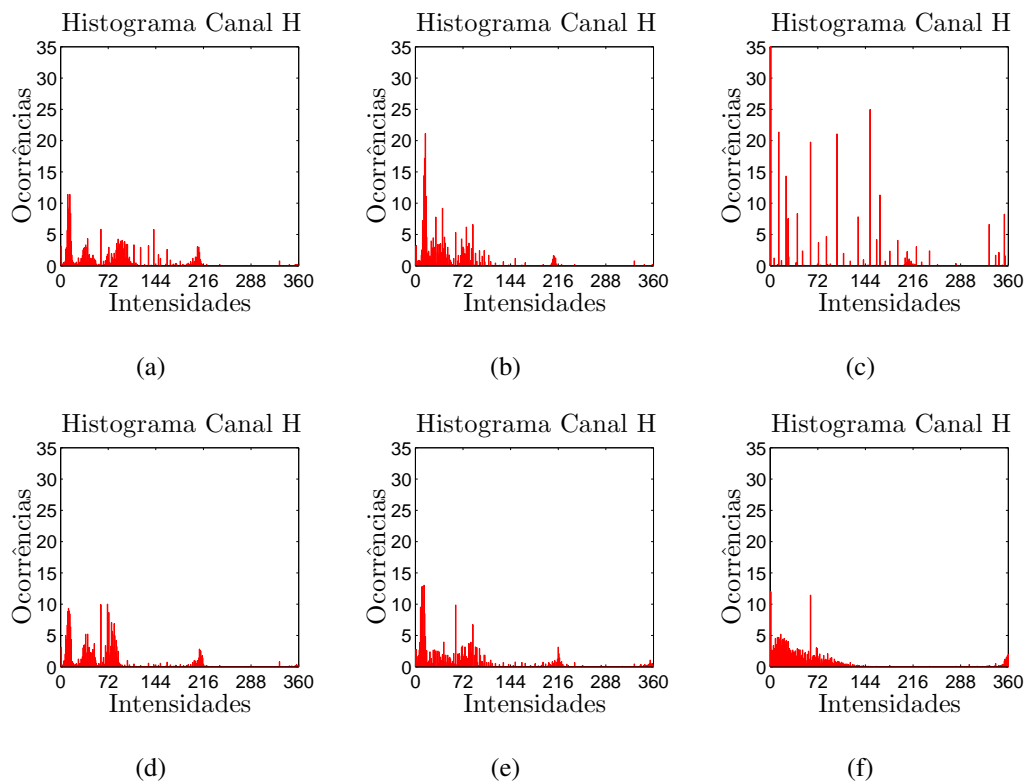


Figura 4.55: Histogramas relativos ao canal H das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51.

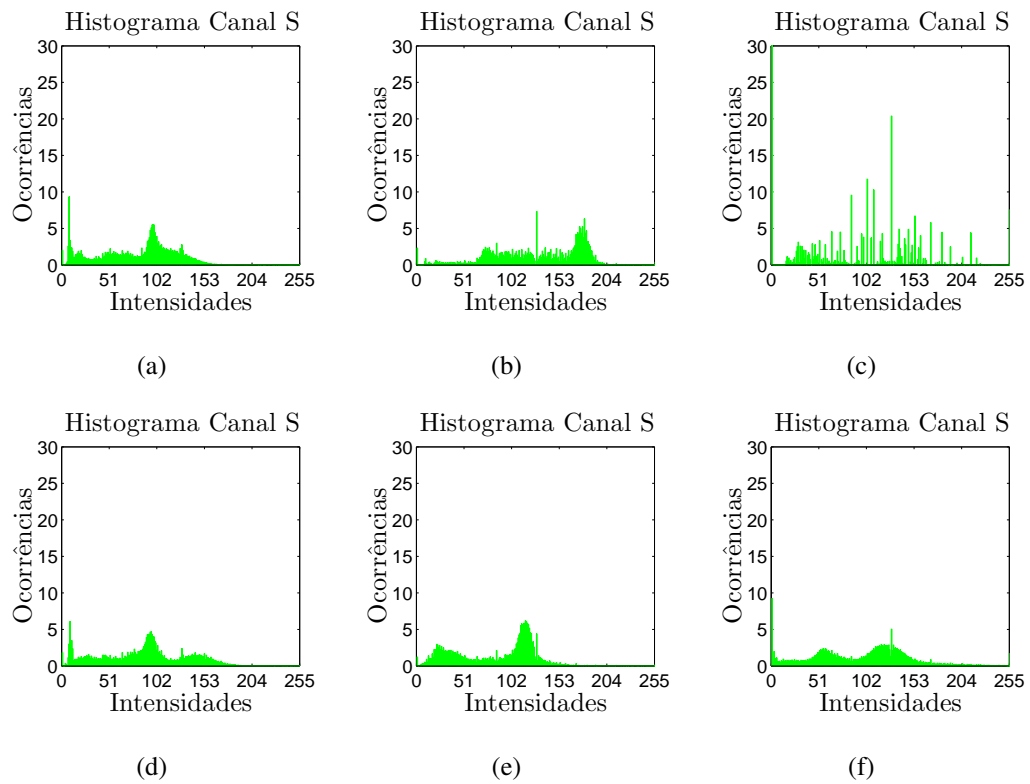


Figura 4.56: Histogramas relativos ao canal S das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51.

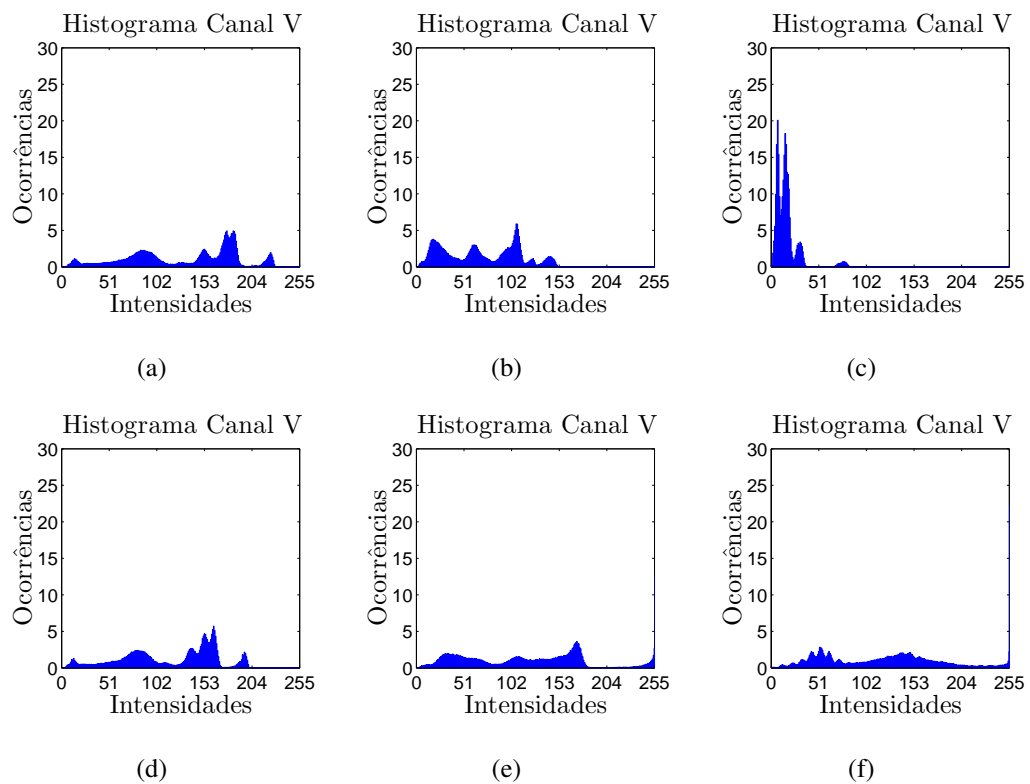


Figura 4.57: Histogramas relativos ao canal V das imagens (a), (b) e (c) não corrigidas e (d), (e) e (f) corrigidas presentes na Figura 4.51.

Um artifício muito comum na tentativa de redução do efeito da iluminação em imagens é a redução de cores de uma imagem, sendo um exemplo de sua utilização encontrado em (STACHOWICZ; LEMKE, 2002). As imagens das Figuras 4.58 e 4.59 exibem versões reduzidas para oito cores das imagens presentes na Figura 4.51. A Figura 4.58 representa a versão de 8 cores utilizando o espaço de cores RGB. As versões de 8 cores das imagens não corrigidas se diferenciam relativamente, enquanto duas das imagens corrigidas são aproximadamente iguais. Apenas a imagem da Figura 4.58(f) se diferencia das demais imagens corrigidas. Isso novamente é justificado pela baixa intensidade luminosa da imagem da Figura 4.51(c), que possui uma imagem corrigida com um maior erro de correção. Sendo assim, devido a esse erro, a parede do edifício, na imagem da 4.58(f), é classificada como uma cor diferente das demais imagens corrigidas.

A Figura 4.59 analisa a imagem de 8 cores gerada no espaço de cores HSV. Observe que as imagens corrigidas apresentam maior semelhança quando reduzidas para 8 cores, se comparadas com as imagens não corrigidas.

Não se tem o objetivo, neste experimento, de se afirmar que as características extraídas da informação de cor sempre apresentarão bons resultados quando aplicadas em imagens corrigidas. Contudo, espera-se que essas características sejam mais semelhantes entre as imagens corrigidas do que entre as imagens não corrigidas. É importante ressaltar que a existência de superfícies que sofram efeitos da iluminação diferentes dos efeitos sofridos pela GCRC, pode prejudicar consideravelmente a análise realizada neste experimento. Outro fator que deve ser considerado é a existência de sombras. As sombras variam de uma imagem para outra, à medida que o sol muda de posição em relação à terra. Desta forma, o surgimento de sombras de uma imagem para outra pode mudar características como histograma e profundidade de cor.

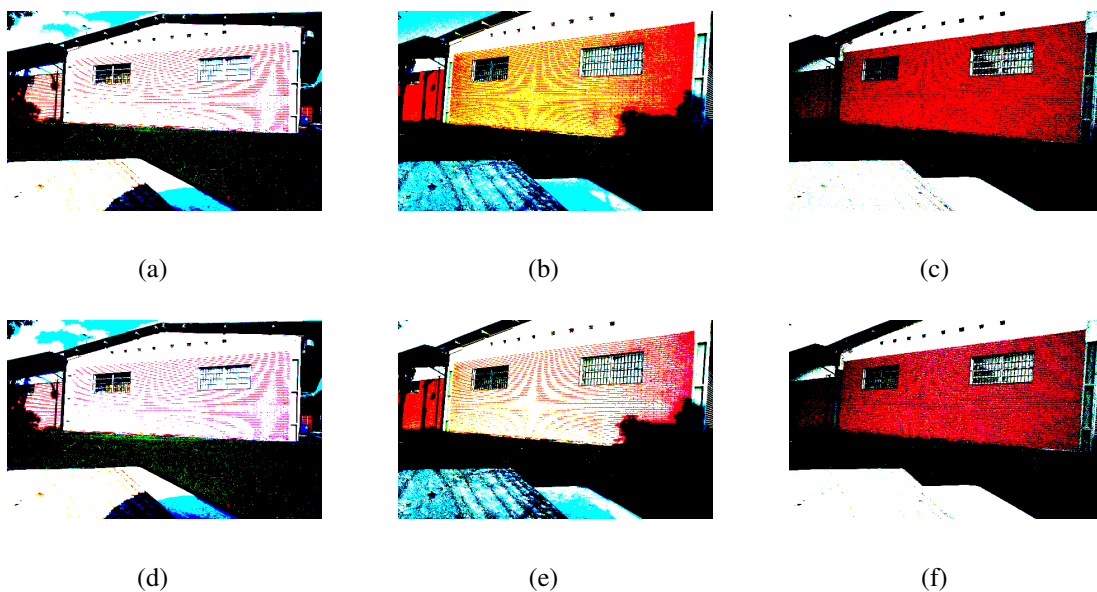


Figura 4.58: Imagens das Figuras (a) 4.51(a), (b) 4.51(b) e (c) 4.51(c), (d) 4.51(d), (e) 4.51(e) e (f) 4.51(f) reduzidas para 8 cores utilizando o espaço de cores RGB.

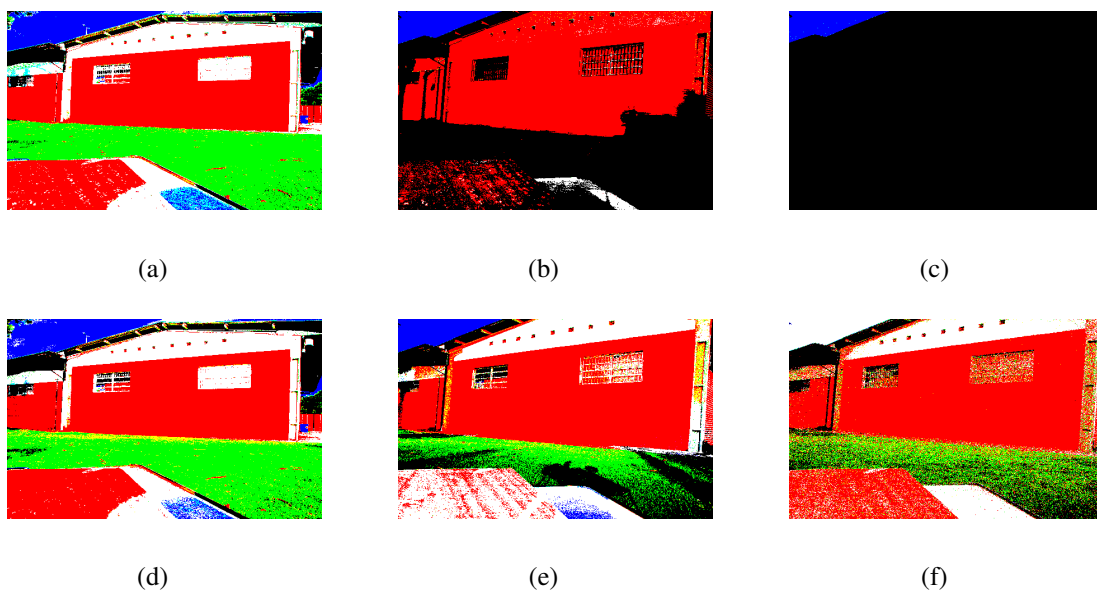


Figura 4.59: Imagens das Figuras (a) 4.51(a), (b) 4.51(b) e (c) 4.51(c), (d) 4.51(d), (e) 4.51(e) e (f) 4.51(f) reduzidas para 8 cores utilizando o espaço de cores HSV.

### 4.3.5 Conclusão dos Experimentos

Nos experimentos deste capítulo, utilizou-se o algoritmo de constância de cor estudado neste trabalho, para possibilitar a navegação de um robô em um ambiente com iluminação não controlada. A tarefa proposta foi executada com sucesso e algumas restrições do método, tais como a impossibilidade de oclusão da GCRC, a saturação das cores das imagens, a cena com nível de iluminação extremamente baixo e o erro cometido no processo de correção ao tentar se corrigir a cor de pontos não localizados em planos paralelos ao plano da GCRC, foram discutidas. Entretanto, pôde-se verificar que a utilização do algoritmo de constância de cor contribuiu significativamente para a boa realização da tarefa proposta, ou seja, guiar um robô móvel em um ambiente externo sujeito à variação de iluminação, usando-se um controlador servo-visual.

Por fim, o método foi aplicado a imagens de um ambiente externo, apresentando uma situação onde o algoritmo de constância de cor poderia ser empregado em tarefas de reconhecimento de lugares e localização. Características extraídas da informação de cor de imagens corrigidas e não corrigidas desse ambiente foram comparadas. Percebeu-se uma maior coerência dessas informações quando comparadas entre as imagens corrigidas, levantando, assim, a possibilidade da utilização do procedimento de constância de cor em tarefas de classificação de ambientes.

## 5 *Conclusão*

Neste trabalho, realizou-se o desenvolvimento e o estudo de um procedimento de constância de cor baseado no método de correção de cor apresentado em (KONZEN; SCHNEEBELI, 2007a). Além disso, desenvolveu-se um algoritmo para utilização desse procedimento em diversas aplicações. O procedimento foi empregado em imagens geradas por computador e em tarefas de *tracking* e segmentação de cor em imagens reais sujeitas a diferentes iluminações. Esse método foi usado também no controlador servo-visual desenvolvido em (ALMONFREY; VASSALO, 2009), para possibilitar a navegação de um robô móvel em ambientes externos. Em geral, apesar de algumas restrições existentes, tanto nos experimentos do Capítulo 3 quanto nos experimentos do Capítulo 4, o método mostrou-se robusto à variação da iluminação, mantendo a informação de cor das imagens corrigidas mais constante quando comparada com a informação de cor das imagens não corrigidas. Os resultados encontrados são considerados satisfatórios e a navegação do robô, que em (ALMONFREY; VASSALO, 2009) não era executada em ambientes com iluminação não controlada, pôde ser realizada em um ambiente externo submetido à iluminação variável do sol. Por fim, o procedimento de constância de cor foi avaliado como um recurso adicional para a utilização no problema de reconhecimento de lugares e localização em ambientes externos.

O problema de constância de cor pode ser entendido como a obtenção de descritores das superfícies, presentes nas imagens capturadas pelos sistemas de visão artificial, de forma que esses descritores sejam independentes da iluminação da cena. Uma solução para este problema está relacionada com a obtenção das características reflexivas das superfícies separadas da informação de iluminação da cena. Uma outra abordagem possível é a obtenção das cores das superfícies sempre submetidas a uma mesma iluminação, garantindo assim a constância das cores das imagens. Esse problema é de difícil resolução, não sendo possível encontrar ainda uma solução geral na literatura. Em muitas das soluções propostas, o que se faz é assumir suposições e considerar simplificações acerca da cena analisada, de forma a solucionar casos particulares do problema. O procedimento estudado neste trabalho também é uma solução particular do problema geral da constância de cor, pois supõe o conhecimento prévio da cor de alguns pontos

na cena, quando submetidos a uma iluminação canônica. Apesar desse ser um ponto que pode ser considerado negativo, os principais métodos da literatura fazem restrições ainda maiores sobre a cena analisada ou supõem o conhecimento prévio de informações sobre a iluminação, existência de especularidades ou necessitam de uma grande base de treinamento, no caso dos métodos baseados em redes neurais. Na maioria dos casos, essas suposições e simplificações não são adequadas quando se trabalha em imagens reais, fazendo com que alguns algoritmos funcionem apenas em laboratórios, enquanto outros possuam baixo desempenho quando aplicados em imagens reais. Além disso, devido à dificuldade do problema, métodos que não fazem suposição alguma acerca da cena de interesse, geralmente, possuem respostas com pouca fidelidade de cor.

Nesse contexto, poucos são os trabalhos encontrados na literatura onde se aplicam métodos de constância de cor em imagens reais, sendo essa a principal motivação e contribuição deste trabalho. Além disso, aplicou-se o procedimento de constância de cor ao controlador servo-visual estudado em (ALMONFREY; VASSALO, 2009), cuja área de atuação era limitada a ambientes com iluminação controlada. A ausência do fenômeno da constância de cor nos sistemas de visão artificial faz com que, muitas vezes, descarte-se a utilização de informações extraídas das cores das imagens capturadas por esses sistemas, na navegação de robôs em ambientes com iluminação não controlada. Dessa forma, a utilização desse procedimento de constância de cor na navegação de robôs também é uma importante contribuição deste trabalho.

Uma outra contribuição deste trabalho é o desenvolvimento de aplicações independentes da câmera utilizada no sistema de visão. Não se utilizou no procedimento de constância de cor as respostas espectrais dos sensores da câmera empregada, obtidas por meio do processo de caracterização da câmera, evitando assim a necessidade de realizar esse procedimento todas as vezes que a câmera do sistema de visão fosse alterada. Mesmo sem a utilização das respostas espectrais da câmera, os resultados encontrados neste trabalho foram considerados satisfatórios. No entanto, como não se pode afirmar o quanto os resultados melhorariam com a utilização das respostas espectrais da câmera, essa análise é deixada como trabalho futuro.

É importante mencionar que o método de constância de cor estudado neste trabalho não possui aplicação restrita à robótica. Em muitas situações encontradas em indústrias, a iluminação variável de um ambiente, devido à influência da iluminação externa à indústria, por exemplo, dificultam tarefas de inspeção de qualidade de produtos. Neste caso, a solução comum é a construção de salas com iluminação controlada, com o objetivo de melhorar os resultados da inspeção de qualidade dos produtos. Uma forma mais simples e barata para resolver esse problema seria a utilização do método de constância de cor estudado nesse trabalho.



Como propostas de trabalhos futuros são sugeridas a utilização das cores de pontos disponíveis na própria cena ao invés da utilização das cores das placas da GretagMacbeth<sup>TM</sup> ColorChecker Rendition Chart no processo de estimação da matriz de correção de cor. Pode-se também realizar a caracterização da câmera empregada, de maneira a analisar e comparar o desempenho do procedimento de correção de cor com o procedimento sem a caracterização da câmera. Por fim, pode-se empregar o procedimento de constância de cor em tarefas de classificação e reconhecimento de ambientes e realizar testes para sua validação.

## *Referências Bibliográficas*

- ABRIL, D. J. et al. *vigicop*: Autonomous surveillance robots with sodar detection and autonomous navigation. In: *Security Technology ICCST, 2010 IEEE International Carnahan Conference on*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 165 –169. ISSN 1071-6572.
- ALMONFREY, D.; VASSALO, R. F. Controlador servo-visual aplicado ao líder de uma equipe de robôs com controle de formação centralizado. *IX Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI)*, Brasília, Brasil, 2009.
- BARNARD, K.; CARDEI, V.; FUNT, B. A comparison of computational color constancy algorithms - part i: Methodology and experiments with synthesized data. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 11, n. 09, p. 972–984, setembro 2002.
- BARNARD, K.; FUNT, B. Camera characterization for color research. *Color Research & Application*, Wiley Subscription Services, Inc., A Wiley Company, v. 27, n. 3, p. 152–163, 2002. ISSN 1520-6378. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/col.10050>>.
- BARNARD, K.; MARTIN, L.; FUNT, B. A data set for color research. *Color Research and Application*, v. 27, n. 3, p. 147–151, setembro 2002.
- BRADSKI, G.; KAEHLER, A. *Learning OpenCV*. First. [S.l.]: O'Reilly Media, 2008.
- BULUSWAR, S. D. *Color-Based Models for Outdoor Machine Vision*. 71-99 p. Tese (Doutorado), Fevereiro 2002. ISSN 1077-3142.
- BUNSCHOTEN, R. *Mapping and Localization from a Panoramic Vision Sensor*. Tese (Doutorado) — University of Amsterdam, 2003.
- CARELLI, R.; SORIA, C. M.; MORALES, B. Vision-based tracking control for mobile robots. *Advanced Robotics, ICAR*, v. 5, n. 12, p. 148 – 152, 2005.
- CHEEIN, F. A. et al. Slam algorithm applied to robotics assistance for navigation in unknown environments. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, v. 7, n. 1, p. 10, 2010. ISSN 1743-0003. Disponível em: <<http://www.jneuroengrehab.com/content/7/1/10>>.
- DALFIOR, J. S.; VASSALO, R. F. Controle de formação não linear para a execução da tarefa cooperativa de empurrar uma carga. *IX Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI)*, Brasília, Brasil, 2009.
- EBNER, M. Evolving color constancy. *Pattern Recognition Letters*, v. 27, p. 1220–1229, agosto 2006. ISSN: 0167-8655.
- EBNER, M. *Color Constancy*. [S.l.]: Wiley, 2007. ISBN 978-0-470-05829-9 (HB).
- ESPIAU, B.; CHAUMETTE, F.; RIVES, P. A new approach to visual servoing in robotics. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, v. 8, n. 3, p. 313–326, 1992.

- FINLAYSON, G. D.; HORDLEY, S. D.; HUBEL, P. M. Color by correlation: A simple, unifying framework for color constancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, USA, v. 23, n. 11, p. 1209–1221, 2001.
- FINLAYSON, G. D.; HORDLEY, S. D.; TASTL, I. Gamut constrained illuminant estimation. *ICCV 2003: Proceedings of the ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, Nice, França, v. 2, p. 792–799, 2003.
- FINLAYSON, G. D.; SCHAEFER, G. Solving for colour constancy using a constrained dichromatic reflection model. *International Journal of Computer Vision*, v. 42, n. 3, p. 127–144, maio 2001.
- FÖHST, T. et al. Off-road place recognition using fused image features. In: . Munich, Germany: [s.n.], 2010.
- FORSYTH, D. A. A novel approach to color constancy. *International Journal of Computer Vision*, v. 5, n. 1, p. 5–36, fevereiro 1990.
- FORSYTH, D. A.; PONCE, J. *Computer Vision: A Modern Approach*. [S.l.]: Prentice Hall, 2003. ISBN: 0130851981.
- FREDEMBACH, C.; FINLAYSON, G. Simple shadow removal. In: *In ICPR'06: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition ICPR'06*. [S.l.]: IEEE Computer Society, 2006. p. 832–835.
- GAVA, C. C. et al. Nonlinear control techniques and omnidirectional vision for team formation on cooperative robotics. 2007.
- GUIVANT, J.; NEBOT, E.; BAIKER, S. Autonomous navigation and map building using laser range sensors in outdoor applications. *Journal of Robotic Systems*, v. 17, p. 3817–3822, 2000.
- HONDA. AZIMO. Disponível em: <<http://world.honda.com/ASIMO/>>.
- HORDLEY, S. D.; FINLAYSON, G. D. Re-evaluating colour constancy algorithms. *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition ICPR'04*, Los Alamitos, CA, USA, v. 1, p. 76–79, 2004. ISSN: 1051-4651.
- HUTCHINSON, S.; HAGER, G. D.; CORKE, P. I. A tutorial on visual servo control. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, v. 12, n. 5, p. 651–670, 1996.
- JONES, J. L.; FLYNN, A. M.; SEIGER, B. A. *Mobile Robots: Inspiration to Implementation*. 2. ed. [S.l.]: AK Peters, Ltd., 1998.
- KONZEN, A.; SCHNEEBELI, H.-J. A. *Constância de Cor na Navegação de Robô em Ambientes Externos*. novembro 2007. Qualificação de Doutorado.
- KONZEN, A.; SCHNEEBELI, H.-J. A. O problema da constância de cor em visão computacional. *VIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI)*, Florianópolis, SC, Brasil, 2007.
- LAND, E. H. The Retinex Theory of Color Vision. *Scientific American*, v. 237, n. 6, p. 108–128, dez. 1977.

PSZCZÓŁKOWSKI, S.; SOTO, A. Human detection in indoor environments using multiple visual cues and a mobile robot. In: RUEDA, L.; MERY, D.; KITTLER, J. (Ed.). *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications*. [S.l.]: Springer Berlin / Heidelberg, 2007, (Lecture Notes in Computer Science, v. 4756). p. 350–359.

RAMPINELLI, M.; REINAN, T.; FERREIRA, P. D. E. de P. Análise da estimação de configuração de robôs móveis ou veículos multi-articulados por meio de visão computacional de topo - efeito da velocidade e da distorção óptica. *VIII Conferência Internacional de Aplicações Industriais*, 2008.

RATNER, D.; MCKERROW, P. Navigating an outdoor robot along continuous landmarks with ultrasonic sensing. *Robotics and Autonomous Systems*, v. 45, n. 2, p. 73 – 82, 2003. ISSN 0921-8890. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V16-495VKN9-1/2/dfbc2d18361f945caf134a352fd680a8>>.

SCHAEFER, G.; HORDLEY, S.; FINLAYSON, G. A combined physical and statistical approach to colour constancy. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, v. 1, p. 148–153, junho 2005. ISSN: 1063-6919.

SHARMA, G. *Digital Color Imaging Handbook*. [S.l.]: CRC Press, 2002. ISBN 08430900X.

SHARMA, G.; TRUSSELL, H. J. Digital color imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 6, n. 7, p. 901–932, jul. 1997.

SOME, R. R.; KATZ, D. S. Nasa advances robotic space exploration. *Computer*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, USA, v. 36, p. 52–61, 2003. ISSN 0018-9162.

SONG, X.; NEVATIA, R. Combined face-body tracking in indoor environment. In: *Proceedings of the Pattern Recognition, 17th International Conference on (ICPR'04) Volume 4 - Volume 04*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2004. (ICPR '04), p. 159–162. ISBN 0-7695-2128-2. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/ICPR.2004.245>>.

SPONG, M. W.; HUTCHINSON, S.; VIDYASAGAR, M. *Robot Modeling and Control*. [S.l.]: John Wiley and Sons, Inc., 2005.

SQUYRES, S. *Roving Mars: Spirit, Opportunity, and the Exploration of the Red Planet*. [S.l.]: Hyperion, 2005.

STACHOWICZ, M. S.; LEMKE, D. Image segmentation and classification using color features. *VIPromCom - 4th EURASIP - IEEE Region 8 International Symposium on Video / Image Processing and Multimedia Communications*, Zadar, Croatia, p. 57–64, 2002.

STOCKMAN, A.; SHARPE, L. T. The spectral sensitivities of the middle- and long-wavelength-sensitive cones derived from measurements in observers of known genotype. *Vision Research*, v. 40, n. 13, p. 1711 – 1737, 2000. ISSN 0042-6989. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/B6T0W-408BJ56-8/2/7bc699075c710c5f7ecd8e75eff2e923>>.

SUNG-KEE KIM MUNSANG, L. C.-W. P. Mobile robot navigation based on direct depth and color-based environment modeling. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, New Orleans, LA, USA, v. 5, n. 4, p. 4253–4258, 2004.

VASSALLO, R. F. *Uso de Mapeamento Visuomotores com Imagens Omnidirecionais para Aprendizagem por Imitação em Robótica*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Espírito Santo - UFES, Vitória, Setembro 2004.

VERGÉS-LLAHÍ, J. *Color Constancy and Image Segmentation Techniques for Applications to mobile Robotics*. Tese (Doutorado) — Universitat Politècnica de Catalunya, 2005.

VORA, P. L. et al. *Digital color cameras - 1 - Response models*. [S.l.], 1997. Disponível em: <<http://www.hpl.hp.com/techreports/97/>>.

VORA, P. L. et al. *Digital color cameras - 2 - Spectral response*. [S.l.], 1997. Disponível em: <<http://www.hpl.hp.com/techreports/97/>>.

VORA, P. L. et al. Linear models for digital cameras. In: *Proceedings of the 1997 IS&T 50th Annual Conference*. Cambridge, MA: [s.n.], 1997. p. 377–382. Disponível em: <<http://color.psych.upenn.edu/brainard/pubs.html>>.

WERNER, F.; SITTE, J.; MAIRE, F. Visual topological mapping and localisation using colour histograms. In: . Hanoi, Vietnam: [s.n.], 2008.

## APÊNDICE A – *camshift()* e o Tracking

A função *camshift()* tem seu núcleo baseado no algoritmo *mean-shift*. Resumidamente, o algoritmo *mean-shift* permite achar, em uma região onde existe uma distribuição não uniforme de pontos, o local de maior densidade desses pontos (BRADSKI; KAEHLER, 2008). Para realizar essa busca, o *mean-shift* pode utilizar diferentes formas de janelas de busca. A Figura A.1 demonstra o funcionamento básico do algoritmo *mean-shift*, para uma janela de busca retangular.

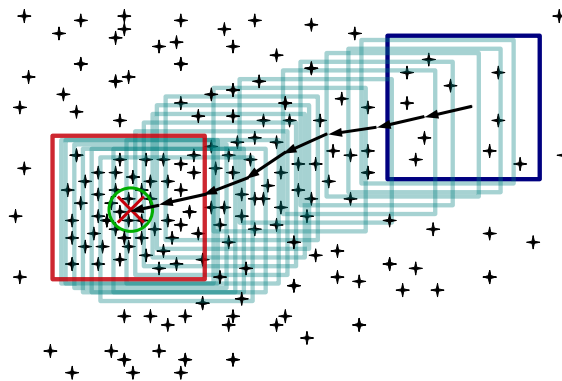


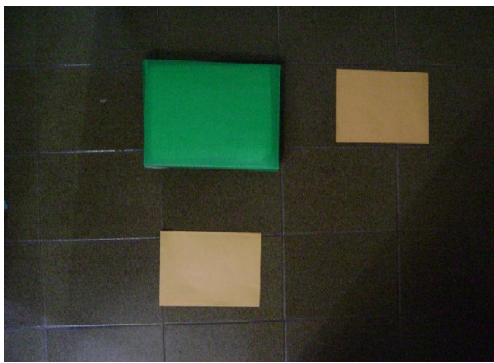
Figura A.1: Algoritmo mean-shift em execução.

Os passos realizados pelo algoritmo *mean-shift* podem ser resumidos em:

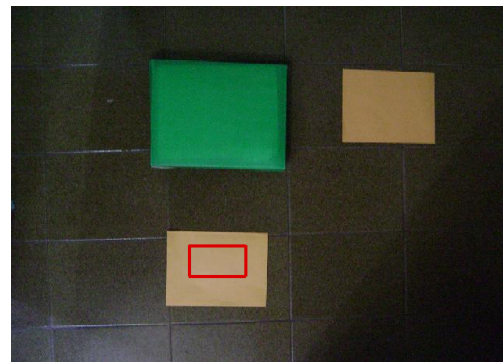
1. Definição da posição inicial, da forma e do tamanho da janela de busca;
2. Cálculo do centro de massa da região sob a janela;
3. Posicionamento do centro geométrico da janela sobre o centro de massa calculado;
4. Caso o centro de massa da distribuição continue se deslocando, retorna-se ao passo 2, senão, o algoritmo observa o comportamento da distribuição para o caso de ocorrer algum deslocamento.

O primeiro passo é muito importante, pois caso a janela seja inicialmente posicionada sobre nenhum ponto da distribuição, o algoritmo não garante a convergência. O algoritmo *mean-shift* é considerado robusto, pois sua busca é local, ignorando pontos ou até mesmo outras regiões de alta densidade, que se encontram em outros pontos da imagem.

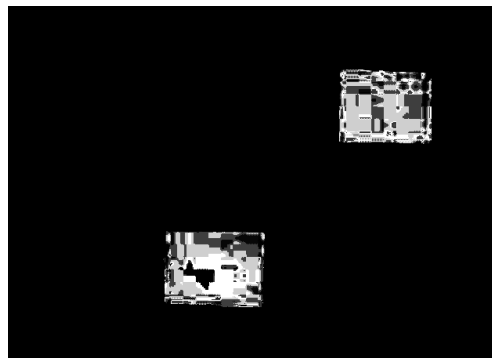
Para se utilizar a função *camshift()* no processo de *tracking* de cores, deve-se obter a imagem de probabilidade necessária ao algoritmo *mean-shift*. Uma das formas de se obter essa imagem é utilizando o histograma relativo ao canal H da imagem do objeto sobre o qual se realizará o *tracking*. Portanto, considerando que se deseje realizar o *tracking* de um dos objetos da Figura A.2(a), deve-se, primeiramente, selecionar a região onde o objeto se encontra. Em seguida, calcular o histograma da região selecionada e, de posse desse histograma e da imagem da Figura A.2(a), obter a imagem de probabilidade por meio da função *backProject()* da biblioteca OpenCV. A Figura A.2(c) exibe a imagem de probabilidade dos objetos da Figura A.2(a).



(a)



(b)



(c)

Figura A.2: (a) Imagem sobre a qual se realizará o *tracking* de objetos (b) Região que terá o histograma calculado (c) Imagem de probabilidade dos objetos que possuem histograma próximo ao calculado.

Como o objeto selecionado na Figura A.2(b) tem a mesma cor de outro objeto na imagem, duas distribuições estão presentes na imagem de probabilidade da Figura A.2(c). Por isso, a definição da posição da janela de busca inicial sobre o objeto de interesse é de suma importância. Dessa forma, conforme mostra a Figura A.3, a *camshift()* irá realizar o tracking apenas do objeto de interesse. É importante observar, ainda na Figura A.3, que a *camshift()* ajusta o tamanho da janela de busca inicial para o tamanho do objeto. Por fim, se o objeto se mover, o centro de massa dele se moverá, e a *camshift()* reposicionará o centro da janela de busca sobre o centro de massa objeto.

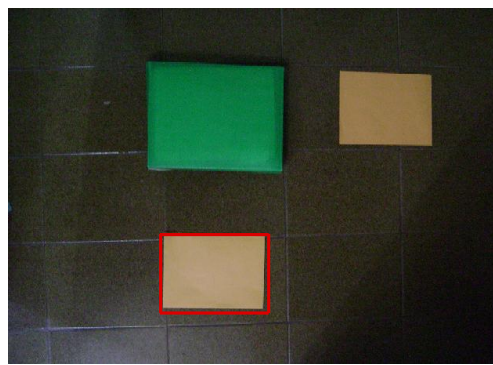


Figura A.3: Ajuste de tamanho da janela de busca realizado pela *camshift()*.

Um problema que pode ocorrer durante o processo de *tracking* é objeto sair totalmente do interior da janela de busca. Nesse caso, a função *camshift()* pode não achar mais o objeto ou identificar outro objeto de mesma cor, presente na imagem. Além disso, caso dois objetos de mesma cor se aproximem, de maneira a se sobreponem, a *camshift()* irá aumentar a sua janela de busca, de maneira a englobar os dois objetos. Isso pode ser visualizado na Figura A.4.

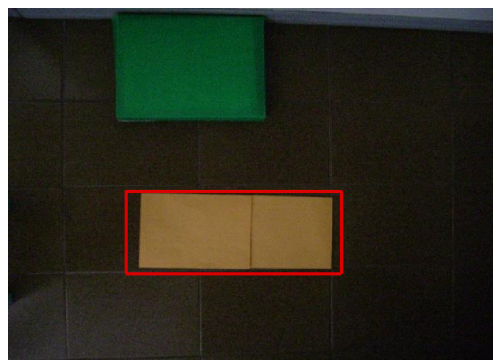


Figura A.4: Ajuste de tamanho da janela de busca realizado pela *camshift()*.